

UNIVERSIDAD DEL PAÍS VASCO, UNIVERSIDAD DE OVIEDO, UNIVERSIDAD DE CANTABRIA

PROGRAMA INTERUNIVERSITARIO DE DOCTORADO EN ECONOMÍA:

INSTRUMENTOS DEL ANÁLISIS ECONÓMICO



Tesis Doctoral

ENSAYOS SOBRE EL VALOR DEL TIEMPO

Autor: D. Gustavo García Melero

Directores: Dr. D. Pablo Coto Millán, Dr. D. Rubén Sainz González

Santander, octubre 2020

A mis padres, por darme la vida

A María, por llenarla de amor

“Vida es, a la vez, fatalidad y libertad, es ser libre dentro de una fatalidad dada. Esta fatalidad nos ofrece un repertorio de posibilidades determinado, inexorable, es decir, nos ofrece diferentes destinos. Nosotros aceptamos la fatalidad y en ella nos decidimos por un destino. Vida es destino.”

Ortega y Gasset, J. (1957). *¿Qué es filosofía?* (R. de Occidente, Ed.). Madrid, España

AGRADECIMIENTOS

Mis primeras palabras de agradecimiento deben ser para mis directores de tesis. Existen muchos motivos por los que les estoy agradecido, pero me gustaría destacar dos. El primero es animarme a iniciar el camino hacia el doctorado, porque, sinceramente, nunca me había planteado hacerlo. El segundo es haberme apoyado para finalizar esta tesis, después de un sinfín de altibajos. Sin duda alguna, a lo largo de nuestra existencia nos encontramos con personas que impactan en nuestras vidas. Por suerte para mí, ellos han impactado positivamente. En segundo lugar, quiero agradecer a los miembros del Grupo de Investigación de Sistemas de Transporte de la Universidad de Cantabria su apoyo en diferentes etapas de esta tesis. Me gustaría hacer un reconocimiento especial a Luigi. Amigo, sin ti nunca hubiese llegado hasta aquí. El impacto que has tenido en mí no sólo se ciñe a esta tesis. El que me animaras y facilitaras realizar una estancia en Chile me cambió la vida, por lo que siempre te estaré agradecido. En tercer lugar, mi sincero agradecimiento a Cecilia y Alejandra por su apoyo y confianza. Durante los últimos años hemos compartido muchas cosas, y, en parte, esta tesis también es vuestra. Soy afortunado por tener vuestra amistad. En cuarto lugar, mi eterno agradecimiento para el Dr. Stewart y la Dra. Lee. Siempre estaré en deuda con ellos por salvarme la vista y por su inmensa calidad humana. Gracias de corazón. Finalmente, mis últimas palabras de agradecimiento son para mi mujer. Tú has sido la verdadera artífice de que haya terminado esta tesis. Sin ti, no hubiese sido posible. No existen suficientes palabras para mostrarte mi verdadero sentimiento de agradecimiento.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

Agradecimientos	v
Índice de contenidos	vii
Índice de figuras	ix
Índice de tablas	xi
Capítulo 1: Introducción.....	1
Capítulo 2: Sensibilidad del valor subjetivo del tiempo ante diferentes modelos microeconómicos.....	9
Resumen	10
2.1 Introducción	11
2.2 Revisión de la literatura y metodología	13
2.3 Datos.....	18
2.3.1. Diseño de encuesta	18
2.3.2. Análisis.....	18
2.4 Resultados y discusión	25
2.5 Conclusiones	29
2.6 Referencias	30
Capítulo 3: Efecto de la inclusión de variables latentes sobre el valor subjetivo del tiempo	33
Resumen	34
3.1 Introducción	35
3.2 Revisión de la literatura.....	38
3.3 Metodología	47
3.4 Datos.....	51
3.4.1. Diseño de encuesta	51
3.4.2. Análisis.....	57
3.5 Resultados	61
3.6 Discusión.....	69
3.7 Conclusiones	82
3.8 Referencias	83

Capítulo 4: Valor subjetivo del tiempo de los usuarios de <i>ridesourcing</i>: Un modelo de elección de clases latentes.....	97
Resumen.....	98
4.1 Introducción	99
4.2 Revisión de la literatura.....	101
4.3 Metodología	121
4.4 Datos.....	124
4.4.1. Diseño de encuesta	124
4.4.2. Análisis.....	125
4.5 Resultados	131
4.6 Discusión.....	138
4.7 Conclusiones	147
4.8 Referencias	148
Capítulo 5: Conclusiones	157
Anexo 1	163
Anexo 2	167
Anexo 3	171

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. <i>Marco general de los HCM</i>	36
Figura 2. <i>Modelización en los HCM</i>	38
Figura 3. <i>Esquema metodológico de la estrategia mixta de investigación social</i>	52
Figura 4. <i>Esquema general de los modelos MIMIC</i>	61
Figura 5. <i>Relaciones en el modelo MIMIC</i>	63
Figura 6. <i>Variación de la cuota de mercado del autobús respecto a la tarifa del autobús</i>	76
Figura 7. <i>Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de viaje del autobús</i>	77
Figura 8. <i>Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de espera del autobús</i>	78
Figura 9. <i>Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al coste de viaje del coche</i> ..	79
Figura 10. <i>Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de viaje del coche</i>	80
Figura 11. <i>Servicios de movilidad compartida, según tipo de vehículo compartido</i>	103
Figura 12. <i>Servicios de movilidad compartida, según tipo de viaje compartido</i>	105
Figura 13. <i>Motivo de uso</i>	128
Figura 14. <i>Propósito del viaje</i>	129
Figura 15. <i>Sustitución modal</i>	129
Figura 16. <i>Variación de las cuotas de mercado respecto a la tarifa de UberX</i>	145
Figura 17. <i>Características socioeconómicas</i>	164
Figura 18. <i>Diario de viajes</i>	165
Figura 19. <i>Características socioeconómicas e indicadores de percepción</i>	168
Figura 20. <i>Diario de viajes</i>	169
Figura 21. <i>Características del viaje y características socioeconómicas</i>	172

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. <i>Definición de variables, unidades, signos esperados e importancia</i>	19
Tabla 2. <i>Definición de variables generadas, signos esperados e importancia</i>	20
Tabla 3. <i>Estadísticos descriptivos de variables relativas a niveles de servicio</i>	21
Tabla 4. <i>Partición modal</i>	22
Tabla 5. <i>Elección de modo vs disponibilidad</i>	23
Tabla 6. <i>Tiempo y coste de viaje promedio</i>	24
Tabla 7. <i>Resultados de la estimación</i>	26
Tabla 8. <i>Criterios de selección del modelo</i>	28
Tabla 9. <i>Aplicaciones de HCM en contextos de elección modal</i>	44
Tabla 10. <i>Aplicaciones de HCM según resultados entregados</i>	46
Tabla 11. <i>Variables latentes e indicadores de percepción preliminares</i>	54
Tabla 12. <i>Indicadores de percepción finales</i>	56
Tabla 13. <i>Comparativa entre muestra y censo 2011</i>	58
Tabla 14. <i>Composición de las variables socioeconómicas</i>	59
Tabla 15. <i>Composición de la variable frecuencia y reparto modal</i>	60
Tabla 16. <i>Composición de la variable duración del viaje</i>	60
Tabla 17. <i>Resultados ecuaciones estructurales del modelo MIMIC</i>	64
Tabla 18. <i>Resultados de los modelos de elección discreta</i>	67
Tabla 19. <i>Elasticidades directas</i>	68
Tabla 20. <i>Variación en las cuotas de mercado</i>	75
Tabla 21. <i>Estudios de elección modal (ridesourcing y ridesplitting)</i>	118
Tabla 22. <i>Características socioeconómicas</i>	126
Tabla 23. <i>Características asociadas a la motorización</i>	127
Tabla 24. <i>Características asociadas al viaje</i>	130

Tabla 25. <i>Resultados del LCCM</i>	133
Tabla 26. <i>Características socioeconómicas</i>	135
Tabla 27. <i>Características asociadas a la motorización y al viaje</i>	137
Tabla 28. <i>Variación en las cuotas de mercado (%)</i>	144
Tabla 29. <i>Análisis DAFO de la movilidad en Santander</i>	170

CAPÍTULO 1: INTRODUCCIÓN

Elegir es inherente a la condición humana. Elegimos qué comer, qué vestir e incluso elegimos no elegir. Una de las elecciones más recurrentes en el ser humano es la del modo de transporte empleado para realizar un viaje. La elección modal es continuamente objeto de estudio, porque, además de elegir, tenemos la necesidad de entender por qué se producen las elecciones. A su vez, uno de los principales elementos de interés en la elección modal es el valor subjetivo del tiempo (VST). Este concepto se refiere a la disponibilidad individual a pagar por disminuir el tiempo de viaje en una unidad de tiempo (por ejemplo, en una hora). En esta tesis se plantean tres investigaciones, en las que se analiza la sensibilidad del VST, ante metodologías y contextos heterogéneos.

En primer lugar, el modelo clásico de comportamiento del consumidor ha sido criticado por ser poco explicativo en el caso del transporte (Walker & Ben-Akiva, 2002). Sin embargo, se han podido distinguir dos tipos de modelos alternativos. Por un lado, aquellos que suponen que los bienes de consumo son continuos (Becker, 1965; DeSerpa, 1971; Evans, 1972; Johnson, 1966; Oort, 1969). Por otro lado, los modelos de elección discreta, que suponen bienes de consumo de tipo discreto (Jara-Díaz & Farah, 1987; Train & McFadden, 1978).

El método generalmente aceptado para calcular el VST es la relación marginal de sustitución entre el tiempo y el coste de viaje, a partir de modelos de elección discreta basados en la Teoría de la Utilidad Aleatoria. Sin embargo, una de las cuestiones que se plantean aún los modeladores a la hora de estimar un modelo es cómo introducir el coste dentro de las funciones de utilidad. La formulación microeconómica clásica (Train & McFadden, 1978) propone que la mejor forma de introducir el coste es dividiéndolo entre la tasa salarial. En algunas aplicaciones, se ha llegado incluso a utilizar el ingreso en lugar de la tasa salarial. Existe otra formulación (Jara-Díaz & Farah, 1987) que propone introducir el coste dividiéndolo entre la tasa de gasto, la cual se calcula como el cociente entre el ingreso y el tiempo disponible para gastar ese ingreso.

De este modo, en la primera investigación se analiza cuál es la sensibilidad del VST ante la especificación microeconómica, es decir, el modelo de tasa de gasto, de tasa salarial o el de ingreso. Asimismo, también se analiza la sensibilidad del VST ante la especificación econométrica, empleando el logit jerárquico y el logit multinomial. El análisis empírico se llevó a cabo con datos procedentes de encuestas de preferencias reveladas a estudiantes de la Universidad de Cantabria (España).

En segundo lugar, una de las principales deficiencias de la teoría estándar del comportamiento racional es que no considera la heterogeneidad de los individuos procedente de sus percepciones y actitudes. En virtud de ello, distintas investigaciones, incidieron sobre la necesidad de incorporar explícitamente factores psicológicos subjetivos (actitudes y percepciones), ya que afectan al proceso de elección (Ben-Akiva & Boccara, 1995; McFadden, 1986; Mokhtarian & Salomon, 1997; Morikawa & Sasaki, 1998). Un nuevo marco generalizado de utilidad aleatoria fue formulado e incluía diversas mejoras: utilizar el modelo logit mixto, combinar datos de preferencias reveladas y declaradas, emplear modelos de clases latentes y modelos de elección discreta con variables latentes (Ben-Akiva et al., 2002; Walker & Ben-Akiva, 2002). Los modelos de elección discreta con variables latentes, también conocidos como modelos de elección híbridos, permiten representar comportamientos de elección que consideran explícitamente factores psicológicos subjetivos. Estos modelos asumen como construcciones latentes las preferencias de los individuos, lo cual es habitual en los modelos de utilidad aleatoria, e identifican otras dos clases de factores latentes: actitudes y percepciones (Ben-Akiva et al., 1999).

Los modelos de elección híbridos son actualmente una herramienta básica para comprender el comportamiento de elección de los individuos. Estos modelos se han utilizado para medir cómo influye la variación de los valores de las variables latentes en la elección del modo de transporte (Hess, Spitz, Bradley, & Coogan, 2018; Krueger, Vij, & Rashidi, 2018). A pesar de ello, el uso de los modelos de elección híbridos para simular distintas políticas de movilidad —dirigidas a modificar el comportamiento de elección modal— ha sido criticado. De hecho, el problema precisamente surge cuando los distintos escenarios se instrumentalizan a través de cambios en los valores de las propias variables latentes. Sin embargo, estas críticas no aplican cuando la simulación de políticas de movilidad se realiza mediante escenarios que alteran los valores de otras variables explicativas (Chorus & Kroesen, 2014).

Por tanto, y a pesar de la creciente popularidad en el uso de los modelos de elección híbridos, sigue siendo necesario aportar evidencias empíricas sobre el impacto de incluir las variables latentes en la función de utilidad de los modelos de elección discreta. Fundamentalmente, se debería profundizar en la realización de análisis de sensibilidad del VST y de las elasticidades directas de la demanda, así como en la simulación de políticas de movilidad sostenible. Al mismo tiempo, no existe en la

literatura una clara definición del marco de actuación para recopilar la información requerida para estimar los modelos de elección híbridos, lo cual requiere complementar las tareas habituales de recolección de información con las necesarias para la obtención de los valores de los indicadores de percepción.

El objetivo de la segunda investigación es satisfacer las necesidades existentes en la literatura respecto a los análisis de sensibilidad, la simulación de políticas de movilidad sostenible y la definición de una metodología de recolección de información. El análisis empírico se llevó a cabo con datos de preferencias reveladas de residentes en Santander (España). Se identificaron los indicadores de percepción, a través de un marco de actuación riguroso, asociados a las variables latentes definidas. Posteriormente, las variables latentes se incorporaron como variables explicativas en distintos modelos de elección discreta (logit multinomial y logit mixto). Finalmente, se realizó un análisis de sensibilidad (VST y elasticidades), así como la simulación de políticas de movilidad sostenible, con el fin de identificar el impacto que tenía la inclusión de variables latentes en la función de utilidad de los modelos de elección discreta.

En tercer lugar, la movilidad compartida está en expansión, lo cual ha conllevado una amplia proliferación de investigaciones relacionadas con este sector (Tirachini, 2019). Sin embargo, algunos autores han señalado la necesidad de persistir en la realización de este tipo de estudios, con el fin de conocer adecuadamente la motivación de ambos lados del mercado (Button, 2020). De este modo, la naturaleza inherentemente disruptiva de los mercados de movilidad compartida, así como los diferentes contextos existentes, han provocado que la competencia del *ridesourcing* (servicio de taxi individualizado prestado por empresas como Uber), con los modos de transporte convencionales, aún no haya sido definitivamente comprendida (Habib, 2019). Además, algunas investigaciones han sugerido, que una cuidadosa segmentación del mercado sería beneficiosa para mejorar el conocimiento sobre los factores que determinan la elección de este tipo de servicios (Ho, Hensher, Mulley, & Wong, 2018). En este sentido, Alemi, Circella, Mokhtarian & Handy (2018) evidenciaron la necesidad de segmentar a los individuos, si se quería entender claramente el funcionamiento de los mercados de *ridesourcing*. En definitiva, la elección que los usuarios hacen del *ridesourcing*, en lugar de optar por los modos de transporte convencionales, aún no ha sido suficientemente explorada y comprendida. De hecho, aún no existe en la literatura ningún estudio que

haya modelizado la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios, con datos provenientes de encuestas de preferencias reveladas.

Por tanto, el objetivo de la tercera investigación es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios, frente a otros modos de transporte alternativos, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio. Para ello se desarrolló un estudio de elección de modo en la ciudad de Viña del Mar (Chile), mediante encuestas *online* de preferencias reveladas, realizadas a usuarios de *ridesourcing*. Posteriormente, se empleó un modelo de elección de clases latentes para modelizar la elección modal del servicio, frente al resto de modos de transporte alternativos relevantes (micro, taxi colectivo, y vehículo privado), para dos clases de usuarios. Finalmente, se realizó un análisis a partir de la caracterización de los individuos pertenecientes a cada clase latente, el cálculo de su VST y la simulación de distintos escenarios de tarificación de UberX.

Finalmente, los capítulos correspondientes a cada investigación se estructuran de igual forma. Inicialmente, muestran un resumen de la propia investigación y la introducción. Después, se presenta la revisión de la literatura más relevante para esa investigación y la metodología empleada en cada caso. Posteriormente, se muestra el marco de actuación seguido para el diseño, implementación y análisis de la encuesta. Finalmente, se entregan y se discuten todos los resultados obtenidos. Además, en el último apartado se exponen las principales conclusiones.

REFERENCIAS

- Alemi, F., Circella, G., Mokhtarian, P., & Handy, S. (2018). Exploring the latent constructs behind the use of ridehailing in California. *Journal of Choice Modelling*, 29, 47–62.
- Becker, G. S. (1965). A theory of the allocation of time. *The Economic Journal*, 75(299), 493–517.
- Ben-Akiva, M., & Boccara, B. (1995). Discrete choice models with latent choice sets. *International Journal of Research in Marketing*, 12(1), 9–24. [https://doi.org/10.1016/0167-8116\(95\)00002-J](https://doi.org/10.1016/0167-8116(95)00002-J)
- Ben-Akiva, M., Mcfadden, D., Train, K., Walker, J., Bhat, C., Bierlaire, M., ... Munizaga, M. (2002). Hybrid Choice Models: Progress and Challenges. *Marketing Letters*, 13(3), 163–175.
- Ben-Akiva, M., Walker, J., Bernardino, A. T., Gopinath, D. A., Morikawa, T., & Polydoropoulou, A. (1999). Integration of Choice and Latent Variable Models. *In Perpetual Motion*, 431–470. <https://doi.org/10.1016/B978-008044044-6/50022-X>
- Button, K. (2020). The “Ubernomics” of ridesourcing: the myths and the reality. *Transport Reviews*, 40(1), 76–94. <https://doi.org/10.1080/01441647.2019.1687605>
- Cherchi, E., & Ortúzar, J. D. E. D. (2002). Mixed RP / SP models incorporating interaction effects. *Transportation*, 29(4), 371–395. <https://doi.org/10.1023/A:1016307308723>
- Chorus, C. G., & Kroesen, M. (2014). On the (im-)possibility of deriving transport policy implications from hybrid choice models. *Transport Policy*, 36, 217–222. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.09.001>
- DeSerpa, A. C. (1971). A theory of the economics of time. *The Economic Journal*, 81(324), 828–846.
- Evans, A. (1972). On the theory of the economics of time. *Scottish Journal of Political Economy*, 19, 1–19.
- Habib, K. N. (2019). Mode choice modelling for hailable rides: An investigation of the competition of Uber with other modes by using an integrated non-compensatory choice model with probabilistic choice set formation. *Transportation Research Part A*, 129, 205–216.
- Henríquez, B. A. (2002). *Un análisis de la movilidad de los alumnos de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de La Laguna*.
- Hess, S., Spitz, G., Bradley, M., & Coogan, M. (2018). Analysis of mode choice for intercity travel: Application of a hybrid choice model to two distinct US corridors. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 116, 547–567. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.05.019>
- Ho, C. Q., Hensher, D. A., Mulley, C., & Wong, Y. Z. (2018). Potential uptake and willingness-to-pay for Mobility as a Service (MaaS): A stated choice study. *Transportation Research Part A*, 117, 302–318.
- Jara-Díaz, S., & Farah, M. (1987). Transport demand and users’ benefits with fixed income: The goods/leisure trade off revisited. *Transportation Research*, 21B, 165–170.

-
- Johnson, M. (1966). Travel time and the price of leisure. *Western Economic Journal*, (Spring), 135–145.
- Krueger, R., Vij, A., & Rashidi, T. H. (2018). Normative beliefs and modality styles: a latent class and latent variable model of travel behaviour. *Transportation*, 45(3), 789–825. <https://doi.org/10.1007/s11116-016-9751-1>
- McFadden, D. (1986). The Choice Theory Approach to Market Research. *Marketing Science*, 5(4), 275–297. <https://doi.org/10.1287/mksc.5.4.275>
- Mokhtarian, P. L., & Salomon, I. (1997). Modeling the desire to telecommute: The importance of attitudinal factors in behavioral models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 31(1), 35–50. [https://doi.org/10.1016/S0965-8564\(96\)00010-9](https://doi.org/10.1016/S0965-8564(96)00010-9)
- Morikawa, T., & Sasaki, K. (1998). Discrete choice models with latent variables using subjective data. In *Travel Behaviour Research* (pp. 433–455). Elsevier.
- Oort, O. (1969). The evaluation of travelling time. *Journal of Transport Economics and Policy*, 3, 279–286.
- Tirachini, A. (2019). Ride-hailing, travel behaviour and sustainable mobility: an international review. *Transportation*. <https://doi.org/10.1007/s11116-019-10070-2>
- Train, K., & McFadden, D. (1978). The Goods/Leisure Trade off and Disaggregate Work Trip Mode Choice Models. *Transportation Research*, 12(5), 349–353.
- Walker, J., & Ben-Akiva, M. (2002). Generalized random utility model. *Mathematical Social Sciences*, 43(3), 303–343. [https://doi.org/10.1016/S0165-4896\(02\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0165-4896(02)00023-9)

CAPÍTULO 2: SENSIBILIDAD DEL VALOR SUBJETIVO DEL TIEMPO ANTE DIFERENTES MODELOS MICROECONÓMICOS

RESUMEN

El modelo clásico de comportamiento del consumidor ha sido criticado por ser poco explicativo en el caso del transporte. Sin embargo, los modelos de elección discreta se han presentado como modelos alternativos. Asimismo, el método generalmente aceptado para calcular el valor subjetivo del tiempo (VST) es la relación marginal de sustitución entre el tiempo y el coste de viaje, a partir de modelos de elección discreta. Sin embargo, los modeladores aún se cuestionan cuál es la mejor forma de introducir el coste dentro de las funciones de utilidad.

De este modo, el objetivo de este capítulo es analizar la sensibilidad del VST ante distintas formas de introducir el coste dentro de las funciones de utilidad, empleando los modelos microeconómicos de tasa de gasto, de tasa salarial y de ingreso.

Para ello se desarrolló un estudio de elección de modo en la ciudad de Santander (España). Inicialmente, se realizaron encuestas presenciales de preferencias reveladas a los estudiantes de la Universidad de Cantabria. A continuación, se emplearon dos tipos de modelos de elección discreta (logit multinomial y logit jerárquico), en los que se introdujo heterogeneidad entre los individuos. Finalmente, se calculó el VST para cada modelo estimado y se realizó un análisis de los valores obtenidos.

Los resultados mostraron que los mejores modelos son los logit jerárquico, en cualquiera de las tres opciones de incorporación del coste a la función de utilidad. Los modelos contaron con las variables tiempo de viaje, coste (en las tres versiones utilizadas) y la posesión de dos o más automóviles para los modos coche-conductor y coche-acompañante. El VST fue 5,46 €/hora en los logit multinomial y 5,43 €/hora en los logit jerárquico. Es decir, se obtuvieron menores VST para los logit jerárquico. Además, el hecho de que entre los distintos logit multinomial y logit jerárquico no existió variación en el VST, si se atiende a las distintas formas de introducir el coste, mostró que el comportamiento de los individuos fue muy homogéneo. Esto se reafirmó con el hecho de que ninguna de las interacciones consideradas resultó significativa.

En definitiva, no existen diferencias en el VST, si atendemos a los distintos modelos microeconómicos y sus distintas formas de considerar el coste en las funciones de utilidad. Si bien sí que aparecen al comparar los modelos logit multinomial y logit jerárquico, ya que en estos últimos se obtienen unos VST inferiores.

2.1 INTRODUCCIÓN

Los ahorros de tiempo suponen el mayor beneficio en la evaluación de proyectos de infraestructuras de transporte en cualquier lugar del mundo (Ortúzar & Willumsen, 2008). Por este motivo sigue siendo de especial importancia en la literatura mundial su cálculo tanto en lo relativo al valor obtenido como al modo utilizado para hacerlo. El método generalmente aceptado para estimar el valor subjetivo del tiempo (VST) consiste en calcular la relación marginal de sustitución entre el tiempo y coste de viaje a partir de modelos desagregados de elección discreta, basados en la Teoría de la Utilidad Aleatoria, interpretándose su valor como la disposición a pagar para reducir el tiempo de viaje en una unidad de tiempo (por ejemplo, en una hora).

La formulación microeconómica clásica (Train & McFadden, 1978) propone que la mejor forma de introducir el coste es dividiéndolo entre la tasa salarial, ya que supone que los individuos pueden elegir libremente el número de horas dedicadas al trabajo. En algunas aplicaciones se ha llegado a utilizar el ingreso en lugar de la tasa salarial. Existe otra formulación ampliamente utilizada en la literatura (Jara-Díaz & Farah, 1987) que propone introducir el coste dividiéndolo entre la tasa de gasto, que se calcula como el cociente entre el ingreso y el tiempo disponible para ello, ya que suponen que los individuos no pueden elegir libremente el número de horas dedicadas al trabajo. En este caso, lo relevante es el tiempo que los individuos tienen para gastar y no el propio ingreso. Este enfoque ha sido ampliamente utilizado ya que proporciona muy buenos resultados cuando se trabaja con individuos que tienen ingresos fijos (horas fijas de trabajo) (Cherchi & Ortúzar, 2002; Jara-Díaz & Ortúzar, 1989; Ortúzar, Rencagliolo, & Velarde, 1997).

El estudio de la sensibilidad del VST respecto a distintas especificaciones econométricas se ha tratado en la literatura internacional en diversos trabajos previos (Gaudry, Jara-Díaz, & Ortúzar, 1989; Jara-Díaz & Ortúzar, 1989; Train & McFadden, 1978), algunos de los cuales también tratan con una población compuesta por estudiantes universitarios (Coto Millán, Inglada, Pesquera, Sainz González, & Sánchez, 2007; González Marrero & Amador Morera, 2005; Henríquez, 2002; Rotaris, Danielis, & Rosato, 2012; Sainz González, 2005). Generalmente, los VST suelen ser inferiores cuando se considera el modelo de tasa de gasto para individuos con ingresos fijos (Cherchi & Ortúzar, 2002), y también para modelos en los que se emplean logit jerárquicos (HL), frente a aquellos en los que se emplean los logit multinomial (MNL)

(Henríquez, 2002). Sin embargo, los modeladores aún se cuestionan cuál es la mejor forma de introducir el coste dentro de las funciones de utilidad.

De este modo, en este capítulo se analiza cuál es la sensibilidad del VST ante la especificación microeconómica, es decir, el modelo de tasa de gasto, de tasa salarial o el de ingreso. Asimismo, también se analiza la sensibilidad del VST ante la especificación econométrica, empleando el HL y el MNL. El análisis empírico se llevó a cabo con datos procedentes de encuestas de preferencias reveladas a estudiantes de la Universidad de Cantabria (España).

El capítulo se organiza de la siguiente manera. En el segundo apartado se muestran los modelos microeconómicos asociados a las distintas formas de introducir el coste en la función de utilidad y aquellos modelos de elección discreta que van a ser posteriormente estimados. En el siguiente apartado se presentan los datos utilizados para realizar la aplicación empírica, así como un análisis de estos. Finalmente, se exponen los resultados de las estimaciones y su discusión, así como las principales conclusiones obtenidas.

2.2 REVISIÓN DE LA LITERATURA Y METODOLOGÍA

Las bases teóricas del valor económico del tiempo han sido ampliamente estudiadas en las últimas décadas al considerarse el modelo clásico de comportamiento del consumidor poco explicativo en el caso del transporte (Walker & Ben-Akiva, 2002). La teoría en que se basan todos los modelos de demanda de transporte comparte tres supuestos básicos:

1. Cada individuo asigna sus recursos con el fin de maximizar su utilidad o satisfacción personal.
2. El tiempo constituye un recurso económico fundamental del que todos los individuos están dotados en la misma cantidad (24 horas diarias), pero, a diferencia del dinero (que es otro recurso básico), no puede ser almacenado y necesariamente debe ser transferido entre diferentes actividades que sean intercambiables en un momento dado, existiendo plena libertad para que los individuos lo asignen como precisen.
3. Las distintas asignaciones de tiempo que realiza un individuo para una serie de actividades tienen distinto valor, que se puede medir en dinero.

Los modelos que reconocen que el tiempo influye en las decisiones y en las restricciones a las que se enfrentan los consumidores son una alternativa al modelo clásico de comportamiento del consumidor. Dentro de ellos se distinguen fundamentalmente dos clases de modelos:

1. Modelos clásicos: suponen que los bienes de consumo son de tipo continuo o divisible, e introducen el tiempo directamente en la función de utilidad (Becker, 1965; DeSerpa, 1971; Evans, 1972; Johnson, 1966; Oort, 1969).
2. Modelos de elección discreta: suponen bienes de consumo de tipo discreto (Jara-Díaz & Farah, 1987; Train & McFadden, 1978).

En este capítulo nos centraremos en los modelos de Train & McFadden (1978) y Jara-Díaz & Farah (1987), ya que son los modelos que presentan la introducción del ingreso en la función de utilidad a través de la tasa salarial y la tasa de gasto. Hasta que Train & McFadden (1978) propusieron su modelo, la teoría clásica de maximización de la utilidad se llevaba a cabo con datos agregados, pero su gran aportación consistió en incorporar el transporte como un bien de elección discreta, diferenciándole así del resto

de bienes que se suponen continuos. Plantearon un modelo de elección entre bienes y ocio donde tratan de analizar cuál es el papel del salario en las decisiones de los consumidores cuando se enfrentan a un problema de elección de modo de transporte y cómo éste varía al considerar distintas formas funcionales en la función de utilidad que representa las preferencias individuales.

Los modelos agregados de demanda se basan en relaciones observadas para promedios o agrupaciones de individuos en zonas, mientras que los modelos desagregados (elección discreta) tienen su fundamento en las elecciones observadas de viajeros individuales. Además, estos últimos consideran que los individuos toman decisiones en forma racional, es decir, maximizando su utilidad individual. Por este motivo, se denominan modelos de utilidad aleatoria (Manski, 1977). Las probabilidades de elección dependen del atractivo de cada modo y de las características socioeconómicas de las personas. Los modelos de elección discreta consideran a una población de individuos que actúan de manera racional en la maximización de su utilidad neta personal *-homo economicus-* sujetos a restricciones ambientales, legales, sociales, físicas o presupuestarias. Bajo este enfoque, el conjunto de alternativas sobre las cuales el individuo debe escoger está predeterminado, es decir, el efecto de las restricciones ya se ha tenido en cuenta, no afecta ni en la determinación del conjunto de alternativas disponibles, ni en el proceso de selección de la opción más conveniente.

La teoría de la utilidad aleatoria supone que existe un cierto conjunto $A = \{A_1, \dots, A_n\}$ correspondiente a las alternativas disponibles para los individuos de la población. Para un individuo en particular, el conjunto de alternativas disponibles “ q ” es: $A(q) \in A$. Además, existe un conjunto X de vectores de características de los individuos y atributos, que se pueden medir para cada individuo.

Debido a que el modelador no posee información completa existen situaciones en las cuales dos individuos, aparentemente idénticos y sometidos al mismo conjunto de alternativas, se comportan de manera diferente. Un individuo puede elegir una opción que no es la que otorga mayor utilidad según lo estimó el modelo, por lo que se agrega un término estocástico (ε_{iq}) a la función de utilidad quedando de la siguiente forma:

$$U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq} \quad (2.1)$$

donde

$$V_{iq} = \sum_{k=1}^K \theta_{ik} X_{ikq} \quad (2.2)$$

De esta forma, un individuo q escogerá A_i , si y solo si:

$$U_{iq} \geq U_{jq}, \quad \forall A_i \in A(q) \quad (2.3)$$

Como se desconocen los términos estocásticos, se debe especificar una probabilidad de elección de A_i :

$$P_{iq} = \text{prob}\{\varepsilon_{jq} \geq \varepsilon_{iq} + V_{iq} - V_{jq}, \forall A_i \in A(q)\} \quad (2.4)$$

Basado en la teoría de la utilidad aleatoria, para el caso en el cual los factores aleatorios distribuyan Gumbel independiente e idéntico con media cero e igual varianza, se llegará al modelo MNL (McFadden, 1973). De este modo, la probabilidad de que un individuo q escoja una alternativa i está dada por:

$$P_{iq} = \frac{\exp(\beta \cdot V_{iq})}{\sum_{A_j \in \underline{A}(q)} \exp(\beta \cdot V_{jq})}, \text{ donde } \beta = \frac{\pi}{\sigma \sqrt{6}} \quad (2.5)$$

y σ es la desviación estándar común a los ε_i .

La propiedad más importante de este modelo es la independencia de alternativas irrelevantes, y se deriva de la hipótesis de que los ε_i son independientes. Esta propiedad consiste básicamente en que, si se toma la razón entre las probabilidades de escoger dos opciones, éstas no dependen de la utilidad de ninguna otra alternativa, lo que significa una ventaja ya que se pueden incluir nuevas opciones sin tener que recalibrar el modelo.

Sin embargo, si las alternativas están correlacionadas entre sí, el modelo falla entregando errores en la predicción.

Para los casos en que las alternativas están correlacionadas se desarrolló el modelo HL (Ben-Akiva, 1972), el cual incorpora correlaciones entre los modos disponibles, agrupando en nidos o jerarquías a las alternativas correlacionadas (por ejemplo, en un nido de transporte público se podría incorporar el modo bus y el modo tren). Si el modelo es calibrado en forma secuencial como una serie de modelos MNL, la utilidad de la alternativa compuesta dentro de cada nido tiene la siguiente forma:

$$U_i = \phi_i \cdot EMU + \underline{\alpha} \cdot \underline{W} \quad (2.6)$$

donde ϕ y $\underline{\alpha}$ son parámetros a estimar, \underline{W} es el conjunto de los atributos comunes de las alternativas del nido y EMU es el valor esperado de la utilidad máxima entre las opciones del nido y se define de la siguiente forma:

$$EMU = Ln \left(\sum_{A_j \in Nido} \exp(\overline{V}_j / \phi) \right) \quad (2.7)$$

Es importante señalar que siempre debe cumplirse que $0 < \phi \leq 1$ y, en el caso que exista solo un nivel jerárquico, si $\phi=1$ o $\phi \approx 1$ el modelo HL es matemáticamente equivalente al MNL (Hensher, 1998). En este caso conviene volver a estimar el modelo como MNL, ya que el HL es menos eficiente y requiere más parámetros. De existir más de un nivel jerárquico debe cumplirse que $0 < \phi_1 \leq \phi_2 \leq \dots \leq \phi_s \leq 1$, en el que ϕ_1 corresponde al parámetro del nido más interno y ϕ_s del nido superior de cada rama del árbol. En el caso que $\phi_i \approx \phi_j$ conviene colapsar el nido y si $\phi_i \approx 1$, conviene colapsar el nido al nivel superior. Si el modelo es estimado en forma simultánea, como es el caso de *ALOGIT*, la probabilidad de que un individuo escoja la alternativa $A_i \in \underline{A}^I(q)$ está dada por:

$$P_{iq} = \frac{\exp(U_i + \underline{\theta}^S \cdot \underline{Z}^S)}{\sum_{A_j \in \underline{A}^S(q)} \exp(U_i + \underline{\theta}^S \cdot \underline{Z}^S)} \cdot \frac{\exp\left(\frac{\underline{\theta}^I \cdot \underline{Z}_i^I}{\phi}\right)}{\sum_{A_j \in \underline{A}^I(q)} \exp\left(\frac{\underline{\theta}^I \cdot \underline{Z}_i^I}{\phi}\right)} \quad (2.8)$$

donde, I es el nivel jerárquico inferior; S es el nivel jerárquico superior; \underline{Z}^n son los atributos de las alternativas disponibles en el nivel n y $\underline{\theta}, \underline{\alpha}, \phi$ son los coeficientes estimados.

A la hora de realizar la estimación estadística de los modelos se debe considerar que la función de utilidad tiene la siguiente forma:

$$U_{mq} = \sum_{x=1}^X \theta_{mx} x_{mq} + K_m \quad (2.9)$$

donde U_{mq} es la utilidad percibida por el individuo q en el modo m ; θ_{mx} es el parámetro a calibrar para la variable x por el modo m ; x_{mq} es la variable dependiente de cada individuo q y modo m y K_m es la constante de penalidad modal para el modo m .

Para estimar los parámetros de U_{mq} , es decir θ_{mx} y K_m , se utiliza un programa computacional llamado *ALOGIT*, el cual permite la formulación de modelos HL calibrando también los parámetros ϕ asociados a cada nodo. Con estos parámetros se pueden realizar distintos test para encontrar la capacidad de predicción y robustez de los modelos con el fin de compararlos posteriormente (Ortúzar & Willumsen, 2008).

2.3 DATOS

En este apartado se detallan los principales aspectos relacionados con los datos que se han empleado en este capítulo. En primer lugar, se presenta el formulario de encuesta y la composición de la muestra. En segundo lugar, se presenta el análisis descriptivo de todos los datos recolectados.

2.3.1. DISEÑO DE ENCUESTA

Con el objetivo de estimar diversos modelos de partición modal se ha utilizado una base de datos con información proveniente de una encuesta de Preferencias Reveladas (PR). El formulario de encuesta original que se diseñó para este estudio se encuentra en la página 165 de este documento (Anexo 1). Esta encuesta fue realizada a estudiantes universitarios de la Universidad de Cantabria (España) en el año 2010. La muestra se compone de 662 observaciones correspondientes a los viajes realizados durante un día representativo por cada uno de los 212 individuos considerados.

2.3.2. ANÁLISIS

A continuación, se presentan algunas de las tablas correspondientes tanto al análisis teórico de las variables consideradas como al análisis estadístico de los datos disponibles para la realización del estudio empírico. En la Tabla 1 se recoge la definición de las variables obtenidas inicialmente a través de la encuesta, así como su importancia relativa, unidades y signo esperado (efecto sobre la utilidad de cada alternativa). Los criterios para asignar el nivel de importancia y el signo esperado de cada variable se traducen en que las variables con importancia alta serán consideradas como variables de política y aquellas que presentan signos negativos provocarán reducciones en la utilidad en los individuos. El nivel de importancia y el signo esperado permitirán que exista consistencia a lo largo del trabajo ya que facilitan la elección del modelo que mejor describe la realidad.

Tabla 1. Definición de variables, unidades, signos esperados e importancia

Variable	Definición	Unidades	Signo	Importancia
EDAD	Edad	Años	?	Baja
CARNE	Posesión de carné (0=No, 1=Si)	-	+	Baja
COCHE	Posesión de coche (0=No, 1=Si)	-	+	Alto
GENERO	Género (0=Hombre, 1=Mujer)	-	?	Baja
NAUT	Número de coches en el hogar	Coches	+	Media
INGREIN ¹	Ingreso mensual individual (1=Bajo, 2=Medio-Bajo, 3=Medio, 4=Medio-Alto. 5=Alto)	€	+	Media
INGREHOG	Ingreso mensual del hogar (1=Bajo, 2=Medio-Bajo, 3=Medio, 4=Medio-Alto. 5=Alto)	€	+	Media
ESTUDIOS	Estudios (0=LADE, 1=LE)	-	?	Baja
RESIDENCIA	Residencia habitual (1=Santander, 2=Arco Bahía, 3=Zona Oriental, 4=Zona Occidental, 5=Torrelavega)	-	?	Baja
TVIA_(Modo)	Tiempo de viaje	Minuto	-	Alta
COST_(Modo)	Coste del viaje	€	-	Alta
MOTIVO	Propósito del viaje (1=Casa, 2=Estudios, 3=Trabajo, 4=Asuntos personales, 5=Compras, 6=Ocio, 7=Sanidad, 8=Otros)	-	?	Baja

Fuente: Elaboración propia

En la Tabla 2 se presentan las variables generadas a partir de las variables iniciales, que se han intentado introducir directamente o a través de interacciones en las funciones de utilidad.

¹ El ingreso Bajo corresponde al rango 0-300 €, el ingreso Medio-Bajo corresponde al rango 300-600 €, el ingreso Medio corresponde al rango 600-1.000 €, el ingreso Medio-Alto corresponde al rango 1.000-1500 € y el ingreso Alto corresponde a más de 1.500 €.

Tabla 2. Definición de variables generadas, signos esperados e importancia

Variable	Definición	Signo	Importancia
I1	(Si tiene INGREIN bajo=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I2	(Si tiene INGREIN medio-bajo=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I3	(Si tiene INGREIN medio=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I4	(Si tiene INGREIN medio-alto=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I5	(Si tiene INGREIN alto=1; En caso contrario=0)	?	Baja
D1	(Si no tiene coche=1; En caso contrario=0)	?	Baja
D2	(Si tiene 1 coche=1; En caso contrario=0)	?	Baja
D3	(Si tiene 2 o más coches=1; En caso contrario=0)	?	Baja
D11	(Si tiene coche=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I11	(Si tiene INGREHOG bajo=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I12	(Si tiene INGREHOG medio-bajo=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I13	(Si tiene INGREHOG medio=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I14	(Si tiene INGREHOG medio-alto=1; En caso contrario=0)	?	Baja
I15	(Si tiene INGREHOG alto=1; En caso contrario=0)	?	Baja
w	Tasa salarial (€/minuto)	?	Media
COSW_(Modo)	$COST_(\text{Modo})/w$	-	Alta
g	Tasa de gasto (€/minuto)	-	Alta
COSG_(Modo)	$COST_(\text{Modo})/g$	-	Alta
COSING_(Modo)	$COST_(\text{Modo})/INGREIN$	-	Alta

Fuente: Elaboración propia

La muestra contiene información sobre género, edad, estudios cursados, lugar de residencia y categoría de ingreso mensual (individual y familiar) a la que pertenece el individuo que realiza el viaje. Asimismo, se incluye información acerca de la disponibilidad de carné de conducir y de vehículo motorizado, del número de automóviles en el hogar de cada individuo, el motivo de cada viaje y la disponibilidad de cada modo de transporte así como la elección modal realizada, considerando modos de transporte puros y combinados (1=Caminata, 2=coche-conductor, 3=Coche-acompañante, 4=Moto, 5=Bus urbano, 6=Bus interurbano, 7=Bicicleta, 8=Bus/Tren). Además, se incluye información sobre los niveles de servicio de los modos disponibles para cada uno de los viajes realizados (tiempo de viaje y coste). A continuación, se desarrolla el análisis estadístico realizado sobre las variables asociadas al tiempo y al coste de los viajes de la muestra obtenida (Tabla 3). Los costes asociados a los modos 1 y 3 son inexistentes.

Tabla 3. Estadísticos descriptivos de variables relativas a niveles de servicio

Variable	Media	Desviación estándar	Máximo	Mínimo
TVIA_01	16.15	8.46	65	5
COST_01	0	0	0	0
TVIA_02	16.5	9.39	47	3
COST_02	1.4	1.36	5.67	0.11
TVIA_03	15.6	10.32	56	0
COST_03	0	0	0	0
TVIA_04	7.27	2.65	12	5
COST_04	0.5	0.43	1.35	0.15
TVIA_05	41.33	15.69	110	16
COST_05	0.44	0.13	0.6	0
TVIA_06	67.14	18.08	120	45
COST_06	1.88	1.44	5.85	0.9
TVIA_07	14.67	7.48	22	5
COST_07	0.5	0	0.5	0.5
TVIA_08	45.06	17.58	80	22
COST_08	1.34	0.27	1.85	0.75

Fuente: Elaboración propia

Con respecto a la partición modal, se puede observar en la Tabla 4 que de forma agregada el modo coche-conductor es el más utilizado (38.67%), siendo en el reparto modal mucho mayor el peso de los modos de transporte privados frente a los públicos. Este patrón de comportamiento respecto a la elección de modo de transporte es característico en el contexto europeo o norteamericano en contraste con el latinoamericano donde el uso del transporte público es mayor.

Tabla 4. *Partición modal*

ID	Modo	Viajes	%
1	Caminata	110	16.62%
2	Coche-conductor	256	38.67%
3	Coche-acompañante	124	18.73%
4	Moto	11	1.66%
5	Bus Santander	81	12.24%
6	Bus interurbano	54	8.16%
7	Bicicleta	9	1.36%
8	Tren/Bus	17	2.57%

Fuente: Elaboración propia

Si se analizan los viajes realizados en cada modo en relación con su disponibilidad (Tabla 5), se observa que el modo coche-acompañante (87.94%) es el más utilizado mientras que el modo tren/bus (10.69%) es el menos utilizado. Además, los individuos que disponen de modos de transporte privados son los que menos eligen otra alternativa disponible, lo cual les caracteriza como usuarios cautivos.

Tabla 5. Elección de modo vs disponibilidad

ID	Modo	Disponibilidad	%	Elección	%
1	Caminata	346	20.22%	110	31.79%
2	Coche-conductor	400	23.38%	256	64.00%
3	Coche-acompañante	141	8.24%	124	87.94%
4	Moto	26	1.52%	11	42.31%
5	Bus Santander	338	19.75%	81	23.96%
6	Bus interurbano	269	15.72%	54	20.07%
7	Bicicleta	32	1.87%	9	28.13%
8	Tren/Bus	159	9.29%	17	10.69%

Fuente: Elaboración propia

Como variables de elección, en la Tabla 6, se muestran los tiempos y costes promedio para los modos de transporte cuando son elegidos. Se aprecia que el mayor costo promedio es el del modo bus interurbano (1.88€). Además, el modo bus interurbano presenta los mayores tiempos promedio (67.44 minutos), lo cual justifica que sea elegido en pocas ocasiones cuando está disponible al tratarse de un modo muy poco atractivo. Asimismo, se debe señalar que el coste de la bicicleta (0.50 €) se refiere al uso de la bicicleta pública. En el momento en el que se realizó la encuesta, el Ayuntamiento de Santander estaba implementando una nueva política de transporte dirigida a incrementar el uso de la bicicleta mediante el alquiler de bicicletas públicas, especialmente en el campus de la Universidad de Cantabria. Además, el bajo coste asociado con el servicio de transporte público (0.44 €) se debió a que estaba subsidiado para los estudiantes.

Tabla 6. *Tiempo y coste de viaje promedio*

ID	Modo	Coste	Tiempo
1	Caminata	0.00	16.15
2	Coche-conductor	1.40	16.50
3	Coche-acompañante	0.00	15.60
4	Moto	0.50	7.27
5	Bus Santander	0.44	41.33
6	Bus interurbano	1.88	67.14
7	Bicicleta	0.50	14.67
8	Tren/Bus	1.34	45.06

Fuente: Elaboración propia

2.4 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Respecto al proceso seguido para la estimación de los modelos, se introducen inicialmente en los modelos MNL aquellas variables que se consideran más relevantes (variables de política), que en este caso son las asociadas a tiempos y costes de cada uno de los modos de transporte. Una vez que se determina que los parámetros asociados a las mismas presentan signos adecuados y que son estadísticamente significativos, se parte de este modelo base para ir añadiendo paulatinamente otras variables de menor importancia pero que nos permiten establecer funciones de utilidad más representativas del comportamiento de los individuos (Ortúzar & Willumsen, 2008).

En este capítulo se siguieron estos pasos, una vez introducidos los tiempos y los costes en las funciones de utilidad se añadió el número de automóviles (directamente o a través de variables *dummy* construidas a tal efecto) y otras variables socioeconómicas de las que se disponía. Además, se introdujeron variables de interacción que recogían variaciones sistemáticas en los gustos de los individuos basadas en las categorías de ingresos (heterogeneidad sistemática), que no resultaron estadísticamente significativas, y se utilizaron parámetros específicos para las variables asociadas al tiempo de viaje en modos de transporte público y privado, lo cual funcionó con nuestra base de datos. Además, se debe señalar que se trabajó con el modelo de tasa de gasto, el modelo de tasa salarial y su degeneración (considerando el ingreso individual).

Una vez obtenida la mejor especificación del modelo MNL se comprobaron distintas estructuras de correlación entre modos a través del modelo logit jerárquico (HL). Cabe destacar que se llegó a la mejor estructura mediante la aplicación de las condiciones de diagnosis relativas al término ϕ .

En primer lugar, fue necesario estimar el modelo MNL incluyendo sólo constantes específicas para las funciones de utilidad de cada uno de los modos (K_i ; $i=1, \dots, 8$), que se utilizará para la posterior comparación de modelos y la realización de test estadísticos como el test de ajuste general, que nos permite determinar si es correcto incluir más variables explicativas (Ortúzar & Willumsen, 2008).

Este modelo sólo se puede estimar si se establece una variable modal de referencia, ya que el modelo MNL funciona en base a diferencias, así que se decidió que la constante de referencia fuese la del modo 2 (coche-conductor), que es el modo más disponible y utilizado, por lo que su valor es cero.

Aplicando la metodología anterior, se obtuvieron las mejores especificaciones de las funciones de utilidad del modelo de tasa de gasto, el de tasa salarial y el de ingreso, respectivamente. Los principales resultados de estos modelos se presentan en la Tabla 7, en la que se observa que todas las variables presentan signos correctos.

Tabla 7. Resultados de la estimación

	COSW				COSG				COSING			
	MNL		HL		MNL		HL		MNL		HL	
Parámetro	Valor	t	Valor	t	Valor	t	Valor	t	Valor	t	Valor	t
K1	10,3	0,10	0,06	0,20	0,03	0,10	0,06	0,20	0,03	0,10	0,06	0,20
K2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
K3	1,40	4,70	1,45	3,60	1,40	4,70	1,45	3,60	1,40	4,70	1,45	3,60
K4	0,95	1,90	1,03	1,50	0,95	1,90	1,03	1,50	0,95	1,90	1,03	1,50
K5	0,28	0,70	0,32	0,70	0,28	0,70	0,32	0,70	0,28	0,70	0,32	0,70
K6	-0,22	-0,50	-0,22	-0,50	-0,22	-0,50	-0,22	-0,50	-0,22	-0,50	-0,22	-0,50
K7	0,33	0,70	0,37	0,60	0,33	0,70	0,37	0,60	0,33	0,70	0,37	0,60
K8	-1,24	-2,70	-1,30	-2,20	-1,24	-2,70	-1,30	-2,20	-1,24	-2,70	-1,30	-2,20
Q _{tvia}	-0,02	-2,90	-0,02	-2,00	-0,02	-2,90	-0,02	-2,00	-0,02	-2,90	-0,02	-2,00
Q _{cosg}	-	-	-	-	-0,003	-2,00	-0,003	-1,60	-	-	-	-
Q _{cosw}	-0,006	-2,00	-0,006	-1,60	-	-	-	-	-	-	-	-
Q _{cosing}	-	-	-	-	-	-	-	-	-0,001	-2,00	-0,001	-1,60
QD3	1,154	3,80	1,246	2,10	1,15	3,80	1,25	2,10	1,15	3,80	1,25	2,10
ϕ	-	-	0,94	3,30	-	-	0,94	3,30	-	-	0,94	3,30
VST	5,47		5,44		5,47		5,44		5,47		5,44	

Fuente: Elaboración propia

De este modo, las mejores funciones de utilidad serán aquellas que consideren las constantes modales para todos los modos² (K_i), excepto para el de referencia, los tiempos de viaje, el coste ponderado por la tasa de gasto (excepto para lo que no tienen coste asociado) y la *dummy* que recoge si se tienen dos o más automóviles (sólo para los modos coche-conductor y coche acompañante).

²i=1 es Caminata, i=2 es Coche-conductor, i=3 es Coche-acompañante, i=4 es Moto, i=5 es Bus Santander, i=6 es Bus interurbano, i=7 es Bicicleta e i=8 es Tren/Bus.

$$U(1) = K1 + Q_{tvia} * TVIA_01 \quad (2.10)$$

$$U(2) = Q_{tvia} * TVIA_02 + Q_{Cosg} * COSG_02 + Q_{D3} * D3 \quad (2.11)$$

$$U(3) = K3 + Q_{tvia} * TVIA_03 + Q_{D3} * D3 \quad (2.12)$$

$$U(4) = K4 + Q_{tvia} * TVIA_04 + Q_{Cosg} * COSG_04 \quad (2.13)$$

$$U(5) = K5 + Q_{tvia} * TVIA_05 + Q_{Cosg} * COSG_05 \quad (2.14)$$

$$U(6) = K6 + Q_{tvia} * TVIA_06 + Q_{Cosg} * COSG_06 \quad (2.15)$$

$$U(7) = K7 + Q_{tvia} * TVIA_07 + Q_{Cosg} * COSG_07 \quad (2.16)$$

$$U(8) = K8 + Q_{tvia} * TVIA_08 + Q_{Cosg} * COSG_08 \quad (2.17)$$

A través de la utilización del modelo HL es posible relajar en parte el supuesto de independencia de las alternativas presente en el modelo MNL y además permite la correlación entre algunas de ellas, mediante la agrupación en uno o varios nidos. Se utilizaron los mejores modelos MNL obtenidos anteriormente para el modelo de tasa salarial, el de tasa de gasto y el de ingreso. Se probaron varias estructuras jerárquicas en las que se agrupaban las alternativas de distinta forma siguiendo criterios de similitud entre las mismas. En la mayoría de las estructuras consideradas se presentaron problemas de consistencia interna ya que el valor de los parámetros ϕ eran mayores a uno (Ortúzar & Willumsen, 2008).

Finalmente, la mejor estructura jerárquica es la que considera un nido para los modos 1 y 3. Los signos de las variables son correctos, los parámetros asociados son estadísticamente significativos y el ϕ toma un valor entre cero y uno, siendo también estadísticamente significativos, lo cual indica que las estructuras son correctas.

Además, si se observan los resultados de la Tabla 8 se constata que los valores para el test de razón de verosimilitud -LR(0)- y el test de ajuste general -LR(C)- son mayores que sus respectivos valores de la tabla de Chi-cuadrado así que las hipótesis nulas de cada uno de ellos son rechazadas, es decir, los modelos son mejores que el modelo de solo constantes y el modelo equiprobable, respectivamente.

Para llevar a cabo la selección del mejor modelo se observa que todos los modelos entregan buenos resultados en relación con la significancia estadística de los parámetros introducidos en las funciones de utilidad, así como en el parámetro ϕ . En cuanto a la log-

verosimilitud se observa que los modelos HL presentan un valor superior a los de los modelos MNL y en lo relativo a la prueba de ajuste general, LR(C), se encontró que todos los modelos son superiores al modelo de solo constantes y se rechaza la hipótesis de que el modelo no sea significativamente superior a éste. De manera que se puede concluir que los mejores resultados son los que entregan los modelos HL frente a los MNL, para los tres modelos considerados. A partir de las mejores especificaciones se calculó el valor subjetivo del tiempo en cada caso mediante la relación marginal de sustitución entre tiempo y coste. Los resultados obtenidos para el VST (5,44 € y 5,47 €) son similares a los alcanzados en otros estudios realizados para muestras compuestas por estudiantes universitarios (Coto Millán, Inglada, Pesquera, Sainz González, & Sánchez, 2007; González Marrero & Amador Morera, 2005; Henríquez, 2002; Rotaris, Danielis, & Rosato, 2012; Sainz González, 2005).

Tabla 8. Criterios de selección del modelo

Parámetro	COSW		COSG		COSING	
	MNL	HL	MNL	HL	MNL	HL
1 (0)	-607,14	-607,14	-607,14	-607,14	-607,14	-607,14
1 (θ)	-405,24	-405,22	-405,24	-405,22	-405,24	-405,22
1 (C)	-418,26	-418,26	-418,26	-418,26	-418,26	-418,26
ρ ₂	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33	0,33
ρ ₂ CORREG.	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03
LR (0)	403,80	403,84	403,80	403,84	403,80	403,84
LR (C)	26,04	26,08	26,04	26,08	26,04	26,08
χ ² _{r-k;95%}	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81	7,81
χ ² _{r;95%}	19,7	19,7	19,7	19,7	19,7	19,7
Observaciones	662	662	662	662	662	662

Fuente: Elaboración propia

2.5 CONCLUSIONES

En primer lugar, los mejores modelos son los HL en cualquiera de las tres opciones de incorporación consideradas del coste a la función de utilidad. Esta selección se realiza en función de las pruebas elaboradas y el valor de las log-verosimilitudes, en donde los modelos HL alcanzan los mejores valores.

Los modelos seleccionados finalmente contaban con las variables tiempo de viaje, coste (en las tres versiones utilizadas) y la posesión de 2 o más automóviles para los modos coche-conductor y coche-acompañante. Con lo anterior se obtuvieron modelos que cumplían con todos los test estadísticos y que tenían una verosimilitud de -405.24 y -405.22 para los MNL y los HL, respectivamente.

En cuanto a las variables de la función de utilidad se ha demostrado que el tiempo de viaje y el coste -en los tres modelos considerados- siempre mantenían su significatividad al 95% para los MNL, pero en los HL el coste disminuía su significatividad. Además, la variable asociada al número de automóviles siempre es significativa y además presenta una importancia alta si atendemos al valor de su coeficiente.

Con respecto al valor subjetivo del tiempo, se encontró que su valor es de 5.46 €/hora en los MNL y 5.43 €/hora en los HL. Estos valores se ajustan tanto en su valor absoluto como relativo a los estudios previos (Cherchi & Ortúzar, 2002; González Marrero & Amador Morera, 2005) en los que siempre se obtienen menores VST para los modelos HL. Además, el hecho de que entre los distintos MNL y HL no exista variación en el VST, si consideramos las distintas formas de introducir el coste, muestra que el comportamiento de los individuos es muy homogéneo. Esto se reafirma con el hecho de que ninguna de las interacciones que se introdujo en las funciones de utilidad resultó significativa.

En definitiva, no existen diferencias en el VST si atendemos a los distintos modelos microeconómicos y sus distintas formas de considerar el coste en las funciones de utilidad. Si bien sí que aparecen al comparar los modelos MNL y HL, en estos últimos se obtienen unos VST inferiores.

2.6 REFERENCIAS

- Becker, G. S. (1965). A theory of the allocation of time. *The Economic Journal*, 75(299), 493–517.
- Ben-Akiva, M. (1972). *The structure of travel demand models*. Transportation Systems Division, Department of Civil Engineering, MIT.
- Cherchi, E., & Ortúzar, J. D. E. D. (2002). Mixed RP / SP models incorporating interaction effects. *Transportation*, 29(4), 371–395. <https://doi.org/10.1023/A:1016307308723>
- Coto Millán, P., Inglada, V., Pesquera, M. A., Sainz González, R., & Sánchez, N. (2007). Estimation of the economic value of student urban travel time. In *Essays on Transport Economics* (pp. 33–50). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-7908-1765-2_3
- DeSerpa, A. C. (1971). A theory of the economics of time. *The Economic Journal*, 81(324), 828–846.
- Evans, A. (1972). On the theory of the economics of time. *Scottish Journal of Political Economy*, 19, 1–19.
- Gaudry, M. J. I., Jara-Díaz, S. R., & Ortuzar, J. de D. (1989). Value of time sensitivity to model specification. *Transportation Research Part B*, 23B(2), 151–158.
- González Marrero, R. M., & Amador Morera, F. J. (2005). El valor subjetivo del tiempo de viaje de los estudiantes universitarios cuando las preferencias son heterogéneas. *Hacienda Pública Española*, 174, 15–41.
- Henríquez, B. A. (2002). *Un análisis de la movilidad de los alumnos de la Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales de la Universidad de La Laguna*.
- Hensher, D. A. (1998). Understanding travel behaviour: some appealing research directions. In *Invitational paper presented at the University of Oxford RAC/TSU Seminar Series “Whither Transport Studies? Mapping the Key Areas for Future Transport Research*. Oxford: Herthford College.
- Jara-Díaz, S., & Farah, M. (1987). Transport demand and users’ benefits with fixed income: The goods/leisure trade off revisited. *Transportation Research*, 21B, 165–170.
- Jara-Díaz, S., & Ortúzar, J. D. D. (1989). Introducing the expenditure rate in the estimation of mode choice models. *Journal of Transport Economics and Policy*, 23(3), 293–308.
- Johnson, M. (1966). Travel time and the price of leisure. *Western Economic Journal*, (Spring), 135–145.
- Manski, C. F. (1977). The structure of random utility models. *Theory and Decision*, 8, 229–254.
- McFadden, D. (1973). Conditional logit analysis of qualitative choice behavior. In Zarembka (Ed.), *Frontiers in Econometrics* (pp. 105–142). New York: Academic Press.
- Oort, O. (1969). The evaluation of travelling time. *Journal of Transport Economics and Policy*, 3, 279–286.

-
- Ortuzar, J. D. D., Roncagliolo, D., & Velarde, U. C. (1997). Interactions and independence in stated preference modelling. *Transportation Research*, 9, 143–154.
- Ortúzar, J. D. D., & Willumsen, L. G. (2008). *Modelos de Transporte*. Santander: Editorial de la Universidad de Cantabria.
- Rotaris, L., Danielis, R., & Rosato, P. (2012). Value of travel time for university students: a revealed/stated preference analysis. *Journal of Environmental Economics and Policy*, 1(2), 195–215.
- Sainz González, R. (2005). *Estimación del valor económico del tiempo de viaje en la ciudad de Santander*. Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales Universidad de Cantabria.
- Train, K., & McFadden, D. (1978). The Goods/Leisure Trade off and Disaggregate Work Trip Mode Choice Models. *Transportation Research*, 12(5), 349–353.
- Walker, J., & Ben-Akiva, M. (2002). Generalized random utility model. *Mathematical Social Sciences*, 43(3), 303–343. [https://doi.org/10.1016/S0165-4896\(02\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0165-4896(02)00023-9)

CAPÍTULO 3: EFECTO DE LA INCLUSIÓN DE VARIABLES LATENTES SOBRE EL VALOR SUBJETIVO DEL TIEMPO

RESUMEN

La teoría estándar del comportamiento racional no es adecuada para modelar la elección individual del modo de transporte. La principal deficiencia es que no considera la heterogeneidad de los individuos procedente de sus percepciones y actitudes. Sin embargo, las variables latentes permiten incorporar las percepciones y actitudes de los individuos hacia las distintas alternativas de elección disponibles. De todos modos, aún persiste la necesidad de analizar el impacto que tiene la inclusión de las variables latentes en los modelos de elección de modo de transporte.

El objetivo de este trabajo es determinar el impacto que tiene incorporar variables latentes, en los modelos de elección discreta, sobre el valor subjetivo del tiempo (VST), las elasticidades directas de la demanda, y el análisis de políticas de movilidad sostenible.

Con este propósito, se presenta el estudio de elección modal realizado en la ciudad de Santander (España). Inicialmente, se identificaron los indicadores de percepción asociados a las variables latentes reconocidas (Seguridad y Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad). Posteriormente, las variables latentes se incorporaron como variables explicativas en los modelos de elección discreta (logit multinomial y logit mixto). Finalmente, se realizó un análisis de sensibilidad (VST y elasticidades), así como la simulación de políticas de movilidad sostenible.

Los resultados muestran que los modelos de elección híbridos (HCM), los cuales incorporan variables latentes como variables explicativas, tienen un fuerte impacto. En primer lugar, los HCM entregan mejores resultados en términos de ajuste del modelo. En segundo lugar, los HCM entregan valores menores para el VST de viaje en coche y valores mayores para el VST de viaje y el VST de espera del bus. En tercer lugar, los valores más altos para todas las elasticidades son obtenidos en el modelo logit mixto con variables latentes, excepto en la elasticidad directa para el tiempo de viaje en coche.

Finalmente, se puede concluir que la inclusión de variables latentes y el uso del logit mixto tiende a aumentar los cálculos sobre la sensibilidad de los usuarios, así que los resultados de estos modelos deben ser tomados con cautela. Además, los HCM amplifican el impacto de las políticas de movilidad urbana sostenible, sobre las cuotas de mercado de cada modo de transporte, y sobrevaloran las reacciones en el comportamiento de viaje de los individuos. Es decir, los HCM sobrevaloran el efecto de las políticas de movilidad sostenible sobre el cambio modal.

3.1 INTRODUCCIÓN

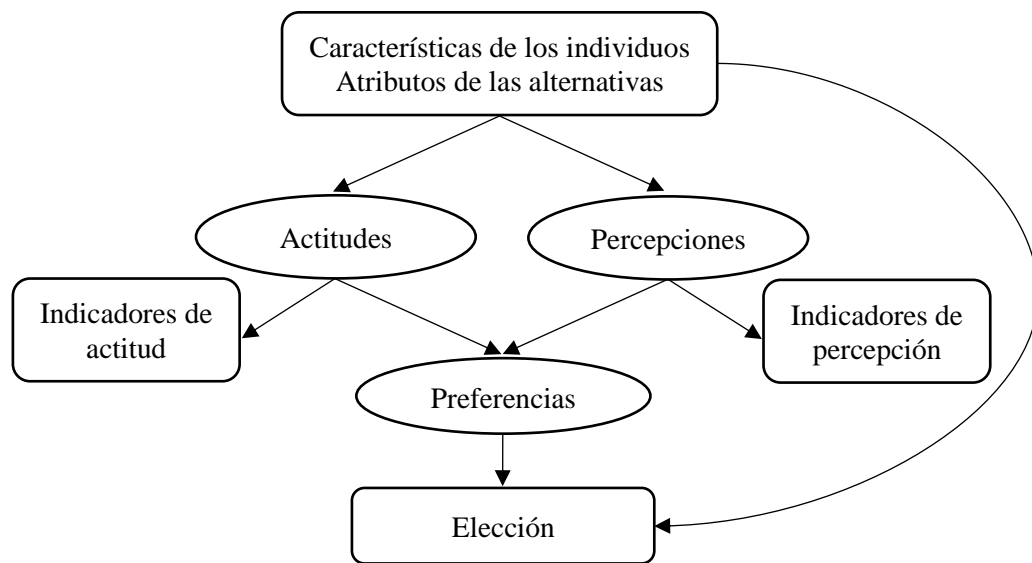
La teoría estándar del comportamiento racional no es adecuada para modelar la elección individual del modo de transporte. La principal deficiencia es que no considera la heterogeneidad de los individuos procedente de sus percepciones y actitudes. En virtud de ello, distintas investigaciones, realizadas a finales del siglo pasado, ya incidieron sobre la necesidad de incorporar explícitamente factores psicológicos subjetivos (actitudes y percepciones), porque afectan al proceso de elección (Ben-Akiva & Boccara, 1995; McFadden, 1986; Mokhtarian & Salomon, 1997; Takayuki Morikawa & Sasaki, 1998).

A partir de estos estudios iniciales, se formuló un nuevo marco generalizado de utilidad aleatoria. El objetivo era superar las limitaciones del modelo estándar mediante diversas mejoras: utilizar estructuras de error flexibles –logit kernel o logit mixto—, combinar datos de preferencias reveladas y declaradas, emplear modelos de clases latentes y modelos de elección discreta con variables latentes (Ben-Akiva et al., 2002; Walker & Ben-Akiva, 2002). Los modelos de elección discreta con variables latentes, también conocidos como *Hybrid Choice Models* (HCM³), permiten representar comportamientos de elección que consideran explícitamente factores psicológicos subjetivos. Estos modelos asumen como construcciones latentes las preferencias de los individuos, lo cual es habitual en los modelos de utilidad aleatoria, e identifican otras dos clases de factores latentes: actitudes y percepciones (Ben-Akiva, Walker, et al., 1999).

La Figura 1 muestra el marco general de actuación en los HCM (las elipses y los rectángulos representan variables no observables y observables, respectivamente). Las características de los individuos y los atributos de las alternativas no sólo afectan a las preferencias, sino también a las actitudes y percepciones, las cuales a su vez también afectan a las preferencias y, por tanto, a la elección de los individuos. Las actitudes y las percepciones no son directamente medibles, pero sí los indicadores asociados a ellas. Por esta razón, se pueden definir variables latentes que reflejen actitudes o percepciones (por ejemplo, seguridad, comodidad o confiabilidad) para explicar los valores medidos de los indicadores, y así cuantificarlas e incluirlas como variables explicativas de la elección.

³ En rigor, los HCM no sólo hacen referencia a los modelos de elección discreta con variables latentes, sino también a los modelos de elección discreta de clases latentes (Ben-Akiva et al., 2002). En este capítulo, el término HCM se empleará exclusivamente para referirse a los modelos de elección discreta con variables latentes.

Figura 1. Marco general de los HCM



Fuente: Elaboración propia (Adaptado de Ben-Akiva, Walker, et al. (1999))

Los HCM actualmente son una herramienta básica para comprender el comportamiento de elección de los individuos, aunque no son la única forma de considerar aspectos psicológicos subjetivos. En ocasiones, los modelos de utilidad aleatoria han incorporado directamente variables asociadas al bienestar subjetivo de los individuos o a su propia felicidad (Ben-Akiva et al., 2012). Asimismo, la mayor parte de las aplicaciones de HCM han considerado especificaciones lineales de la función de utilidad, aunque en algún caso han sido reemplazadas por especificaciones no lineales (J. Kim, Rasouli, & Timmermans, 2014b, 2016).

Por otro lado, los HCM también se han utilizado para medir cómo influye la variación de los valores de las variables latentes en la elección del modo de transporte (Hess, Spitz, Bradley, & Coogan, 2018; Krueger, Vij, & Rashidi, 2018). A pesar de ello, el uso de los HCM para simular distintas políticas de movilidad —dirigidas a modificar el comportamiento de elección modal— ha sido criticado. De hecho, el problema precisamente surge cuando los distintos escenarios se instrumentalizan a través de cambios en los valores de las propias variables latentes. Sin embargo, estas críticas no aplican cuando la simulación de políticas de movilidad se realiza mediante escenarios que alteran los valores de otras variables explicativas (Chorus & Kroesen, 2014).

Sin embargo, y a pesar de la creciente popularidad en el uso de los HCM, sigue siendo necesario aportar evidencias empíricas sobre el impacto de incluir las variables latentes en la función de utilidad de los modelos de elección discreta. Fundamentalmente, se debería profundizar en la realización de análisis de sensibilidad del valor subjetivo del tiempo y de las elasticidades, así como en la simulación de políticas de movilidad sostenible. Al mismo tiempo, no existe en la literatura una clara definición del marco de actuación para recopilar la información requerida para estimar los HCM, lo cual requiere complementar las tareas habituales de recolección de información con las necesarias para la obtención de los valores de los indicadores de percepción.

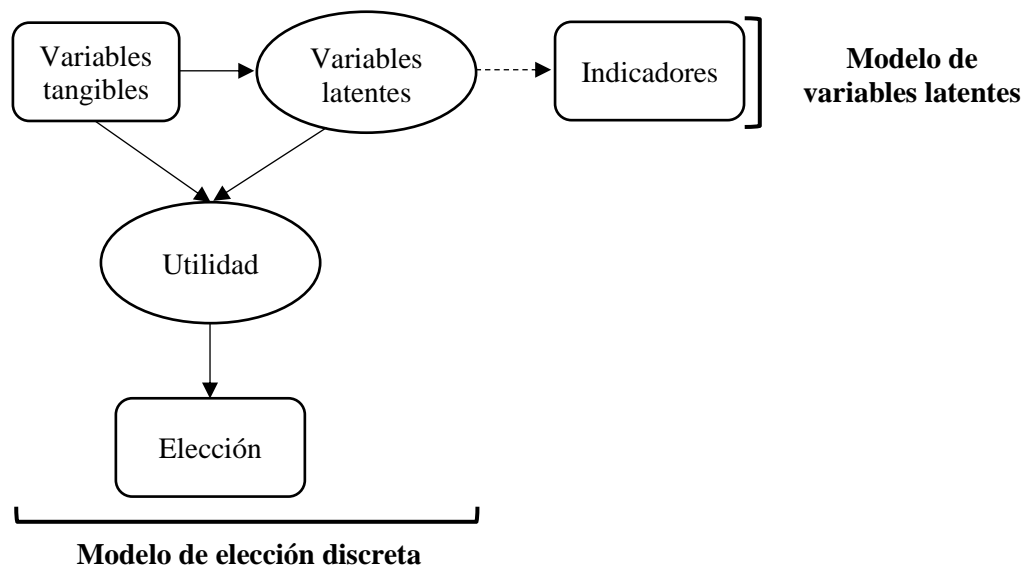
El objetivo de este trabajo es satisfacer las necesidades existentes en la literatura respecto a los análisis de sensibilidad, la simulación de políticas de movilidad sostenible y la definición de una metodología de recolección de información. Con este propósito, se presenta el estudio de elección modal realizado en la ciudad de Santander, una ciudad de tamaño medio ubicada en el Norte de España. En primer lugar, se identifican los indicadores de percepción, a través de un marco de actuación riguroso, asociados a las variables latentes definidas. Posteriormente, las variables latentes se incorporan como variables explicativas en distintos modelos de elección discreta (logit multinomial y logit mixto). Finalmente, se realiza un análisis de sensibilidad (valor subjetivo del tiempo y elasticidades), así como la simulación de políticas de movilidad sostenible, con el fin de identificar el impacto que tiene la inclusión de variables latentes en la función de utilidad de los modelos de elección discreta.

Este trabajo se estructura de la siguiente forma. En el siguiente apartado se presenta la revisión de la literatura en el ámbito de los HCM, haciendo hincapié en los estudios relacionados con la elección modal. En el apartado 3, se muestra la metodología empleada para la estimación de los HCM, tanto en lo relativo a los modelos MIMIC (Múltiples Indicadores y Múltiples Causas) como a los modelos de elección discreta. En el apartado 4, se presenta el marco de actuación seguido para identificar las variables latentes, y los indicadores de percepción asociados a ellas, así como el diseño, implementación y análisis de la encuesta. En el apartado 5, se presentan los resultados obtenidos para todas las estimaciones, así como los valores subjetivos del tiempo y las elasticidades para cada modelo. En el apartado 6, se muestra la discusión de los resultados y las simulaciones de políticas de movilidad sostenible. Finalmente, en el último apartado se exponen las principales conclusiones.

3.2 REVISIÓN DE LA LITERATURA

La formación de preferencias en el modelo estándar de comportamiento racional ha mostrado anomalías, aunque estas no han implicado el rechazo del propio modelo. Sin embargo, las investigaciones realizadas para intentar solventar estas falencias han posibilitado el desarrollo de nuevos marcos teóricos y metodologías de modelación. Algunas de estas innovaciones han facilitado la incorporación de factores psicológicos subjetivos a través de construcciones latentes, las cuales permiten cuantificar las actitudes y las percepciones, como es el caso de los HCM. De este modo, se ha intentado dar respuesta a una de las mayores limitaciones detectada por los principales investigadores en este campo (Ben-Akiva, McFadden, et al., 1999).

Figura 2. Modelización en los HCM



Fuente: Elaboración propia (Adaptado de Ben-Akiva, McFadden, et al., (1999))

La Figura 2 muestra el esquema de modelación en los HCM (las elipses y los rectángulos representan variables no observables y observables, respectivamente; la flecha discontinua representa una ecuación de medición –relación entre las variables latentes y sus indicadores—; las flechas continuas representan una ecuación estructural –relación causa-efecto entre variables observables y latentes—). En primer lugar, los HCM

se caracterizan por incorporar en los modelos de elección discreta elementos tangibles – atributos de las alternativas y características socioeconómicas de los individuos—, e intangibles -variables latentes asociadas a actitudes y percepciones individuales—. En segundo lugar, las variables latentes no pueden ser medidas en la práctica, a diferencia de los indicadores, cuyos valores se pueden obtener mediante encuestas individuales. Por esta razón, los HCM incorporan los indicadores en el modelo de variables latentes, ya que son manifestaciones de las propias variables latentes. En cualquier caso, existe una dificultad intrínseca para medir variables latentes, que puede deberse a diversas causas: inexistencia de escala de medición, diferencias en la percepción individual, o desconocimiento de su propia existencia (Ben-Akiva, Walker, et al., 1999).

Los primeros resultados obtenidos con los HCM mostraron una mejora en el poder explicativo y en las especificaciones, respecto a los modelos de elección discreta sin variables latentes, aunque también requerían un enorme esfuerzo computacional, no siempre al alcance de todos los investigadores (Ben-Akiva, Walker, et al., 1999). Sin embargo, las limitaciones teóricas y metodológicas se han ido superando, a la vez que lo hacían las existentes para su aplicación empírica, causadas por las limitaciones del software, lo cual ha facilitado un auge en el uso de estos modelos (Vij & Walker, 2016). Asimismo, los HCM también se han utilizado en mayor medida debido a que es un método válido para la corrección de la endogeneidad en modelos de elección discreta (Fernández-Antolín, Guevara, de Lapparent, & Bierlaire, 2016; Guevara, 2015; Palma et al., 2016).

De este modo, la inclusión de elementos subjetivos en los modelos de elección discreta ha resurgido con fuerza en la literatura internacional. Este mayor empleo de los HCM, no solo se ha producido en el área de la ingeniería de transporte –principal locomotora de esta área del conocimiento—, sino también en otras áreas en las que igualmente se persigue la modelación de elecciones individuales, como es el caso del marketing y la economía. En estos ámbitos, se han desarrollado diversos estudios: determinación de la probabilidad de elección del proveedor de la televisión por cable, considerando variables latentes asociadas al nivel de satisfacción y al coste del cambio de proveedor, así como la modelación de la elección del proveedor de salud, considerando variables latentes asociadas al nivel de satisfacción con el coste del seguro y con la cobertura (Ashok, Dillon, & Yuan, 2002); modelación de la probabilidad de participación en actividades de ocio los fines de semana en base a distintos estados de ánimo,

caracterizados por emociones positivas (felicidad) o negativas (dolor, tristeza, cansancio o estrés) (Enam, Konduri, Pinjari, & Eluru, 2018); análisis de la elección del destino de compras, incluyendo variables latentes vinculadas al estilo de vida y a las promociones existentes (Mahpour, Mamdoohi, HosseinRashidi, Schmid, & Axhausen, 2018); estudio de la elección de comida en el hogar, empleando variables latentes relacionadas con el nivel de calorías, el tiempo de cocinado, o la sensibilidad a la comida italiana o asiática, y a la actitud ante la propia elaboración de comida (O'Neill, Hess, & Campbell, 2014); determinación de preferencias en el consumo de vino, definiendo dos variables latentes vinculadas con la socialización y el entusiasmo del consumidor respecto al producto (Palma, Ortúzar, Rizzi, & Casaubon, 2018); elección de empleo realizada por estudiantes de doctorado, utilizando dos variables latentes asociadas a las condiciones de trabajo y al nivel en el ranking de la institución oferente (Rungie, Coote, & Louviere, 2012). Asimismo, dentro del campo de la economía ambiental también se pueden encontrar varios estudios: conservación de especies amenazadas, considerando una variable latente asociada a la aversión al riesgo (Bartczak, Mariel, Chilton, & Meyerhoff, 2016); mejoras en la calidad del agua, incluyendo una variable latente relacionada con las políticas que conllevan un coste (Hess & Beharry-Borg, 2012); cambios en el uso del suelo, asumiendo una variable latente asociada a la propensión al riesgo (Mariel & Meyerhoff, 2016).

En el ámbito de la ingeniería de transporte es donde se han desarrollado más estudios empleando HCM. De este modo, podemos encontrar trabajos sobre la elección de aeropuerto y aerolínea por parte de los pasajeros, incluyendo variables latentes relacionadas con la conveniencia de acceso al aeropuerto, la calidad del servicio en las instalaciones y el nivel de satisfacción (Jung & Yoo, 2016). Asimismo, existen trabajos sobre la elección de modo de transporte por parte de los agentes de carga, manejando variables latentes relacionadas con las actitudes hacia el tiempo, puntualidad y riesgo de pérdida o daño de la carga (Bergantino, Bierlaire, Catalano, Migliore, & Amoroso, 2013).

Sin embargo, donde más trabajos encontramos, dentro de este ámbito de la ingeniería de transporte, es en el área de la movilidad de las personas por vía terrestre. Por un lado, se pueden distinguir estudios desarrollados sobre la adquisición de vehículos eléctricos, o que consumen combustibles alternativos, y que consideran distintas clases de variables latentes: aquellas asociadas a la actitud ante la propiedad o el alquiler del vehículo, a su conveniencia, o al uso previo de una clase determinada de vehículo (Glerum, Stankovikj, Thémans, & Bierlaire, 2014; Liao, Molin, Timmermans, & van

Wee, 2019; Valeri & Cherchi, 2016), las asociadas a la actitud ante aspectos medioambientales, económicos, o tecnológicos, los cuales están relacionados con la batería, con el propio valor de innovación del vehículo o la seguridad operacional (F. J. Bahamonde-Birke & Hanappi, 2016; Bolduc & Alvarez-Daziano, 2010; Bolduc, Boucher, & Alvarez-Daziano, 2008; Daziano, 2012; J. Kim, Rasouli, & Timmermans, 2014a; J. Kim et al., 2016; Mabit, Cherchi, Jensen, & Jordal-Jørgensen, 2015), las asociadas a diferentes segmentos de consumidores –tendientes al uso del transporte público, protectores del medio ambiente, preocupados por la seguridad, sensibles a altos precios, y los que valoran la relación calidad-precio— (Daziano, 2015). Por otro lado, también se han realizado estudios sobre la elección de aparcamiento, considerando dos variables latentes asociadas a las actitudes ante la aversión al riesgo y ante el cuidado del coche (Soto, Márquez, & Macea, 2018); sobre la aceptabilidad de la introducción de peajes en autopistas interurbanas, considerando una variable relacionada con la actitud ante la legitimidad del peaje (Di Ciommo, Monzón, & Fernandez-Heredia, 2013); sobre la frecuencia de uso semanal de un servicio de taxi compartido, considerando dos variables latentes asociadas con las actitudes hacia el propio servicio de taxi compartido y hacia el *ridesharing* (Al-Ayyash, Abou-Zeid, & Kaysi, 2016).

Además, se pueden identificar diversos estudios sobre la elección de ruta: para taxis compartidos, considerando tres variables latentes asociadas con la conveniencia, la seguridad y la confiabilidad (Domarchi, Coeymans, & Ortúzar, 2019); para ciclistas, asumiendo tres variables latentes relacionadas con el status del ciclista, las restricciones externas y la condición física (Motoaki & Daziano, 2015a); para los *commuters*, utilizando cinco variables latentes asociadas con la memoria, el hábito, la familiaridad, la capacidad espacial y las habilidades para ahorrar tiempo (Prato, Bekhor, & Pronello, 2012). Del mismo modo, se han realizado estudios con HCM para determinar la elección de vivienda: considerando dos variables latentes asociadas a la oferta realizada por cada agente y al resultado esperado de una subasta no observada (Hurtubia & Bierlaire, 2014); incluyendo cuatro variables latentes asociadas a la satisfacción con el actual viaje al trabajo, la movilidad geográfica, la satisfacción con el área actual de residencia y la percepción sobre la calidad de vida del área (Kitrinou, Polydoropoulou, & Bolduc, 2010).

En relación con la seguridad de los usuarios de transporte, se han realizado también diversos estudios considerando HCM: elección de alternativa de cruce para peatones atravesando una carretera urbana, incorporando variables latentes asociadas a la

seguridad operacional (*safety*), la seguridad física (*security*) y la atraktividad de cada alternativa de paso (Cantillo, Arellana, & Rolong, 2015); elección de tren, incluyendo dos variables latentes asociadas a la desconfianza y a la preocupación sobre la privacidad, la seguridad y la libertad (Daly, Hess, Patruni, Potoglou, & Rohr, 2012); elección de vías por parte de ciclistas, considerando una variable latente asociada a la seguridad percibida de la vía de circulación (Rossetti, Guevara, Galilea, & Hurtubia, 2018); elección de comportamiento de cruce en intersecciones señalizadas, empleando cinco variables latentes asociadas a la seguridad, conformidad, confort, flexibilidad e inalterabilidad (Zhou, Liu, Wang, & Zhang, 2013)

Asimismo, los HCM también han sido empleados para estudiar el uso de modos de transporte emergentes, como el *car-sharing* o el *ridehailing*. Es posible distinguir diversos trabajos, sobre la disposición a utilizar este tipo de servicios más sostenibles, en base al número de variables latentes consideradas: una variable latente asociada al nivel de satisfacción con los patrones de viaje actuales (Efthymiou & Antoniou, 2016); dos variables latentes asociadas con el nivel de satisfacción respecto a las opciones de movilidad actuales y con la incertidumbre de no disponer de coche (J. Kim, Rasouli, & Timmermans, 2017a); cuatro variables latentes asociadas con la intrínseca preferencia por conducir, la actitud favorable al medio ambiente, el valor simbólico de los coches y la privacidad (J. Kim, Rasouli, & Timmermans, 2017b); dos variables latentes asociadas a la actitud favorable al medio ambiente y a la propensión a un estilo de vida neo-urbano (Vinayak et al., 2018); cuatro variables latentes asociadas a la privacidad, astucia tecnológica, propensión a la búsqueda de diferentes estilos de vida y propensión a un estilo de vida verde (Lavieri & Bhat, 2019).

La cantidad y variedad de trabajos, señalados hasta el momento, muestra claramente que el uso de los HCM se ha incrementado exponencialmente en los últimos años. Este hecho ha propiciado que se haya utilizado, de acuerdo con los diferentes ámbitos de estudio, una gran diversidad de variables latentes, de modelos de elección discreta, y de enfoques de estimación de los modelos. El presente trabajo se centra en la elección de modo de transporte, en cuyo ámbito se ha producido igualmente un incremento en el uso de los HCM. Del mismo modo, las variables latentes, los modelos de elección discreta y los enfoques de estimación de los modelos también han variado entre los diferentes estudios de elección modal realizados.

La Tabla 9 muestra un resumen de las principales investigaciones, relacionadas con la elección del modo de transporte, en las que los HCM son empleados. En esta tabla, se identifican los autores, la tipología de los datos, los modelos de elección discreta, el enfoque de estimación de los modelos, y las propias variables latentes consideradas en cada caso de estudio. Atendiendo a todas las características señaladas, se puede observar que predomina la diversidad, ya que el contexto de cada trabajo y el objetivo de cada investigación determina el empleo de diferentes instrumentos.

En primer lugar, los datos utilizados en este tipo de investigaciones han sido principalmente de preferencias reveladas y de carácter urbano, al igual que los que se emplean en el presente trabajo. Sin embargo, en los últimos años ha aumentado el uso de datos de preferencias declaradas en esta clase de investigaciones. En segundo lugar, los modelos de elección discreta más empleados han sido el logit multinomial y el logit mixto, los cuales son utilizados también en este estudio. Aunque el uso de otros modelos ha sido posible, como el logit binario o el probit multinomial, su utilización ha sido marginal. En tercer lugar, la estimación de los modelos ha seguido tanto un enfoque secuencial, el cual es utilizado en este trabajo, como uno simultáneo. Ambos enfoques han sido utilizados en gran cantidad de estudios, pero el enfoque simultáneo ha experimentado un auge en los últimos años. Este hecho se ha debido a la disponibilidad de software mejorado, el cual permite implementar el enfoque simultáneo en situaciones anteriormente restringidas al uso del enfoque secuencial. Sin embargo, el enfoque simultáneo sigue siendo muy demandante en términos computacionales, así que persisten contextos en los que el enfoque secuencial sigue siendo la mejor opción disponible. Finalmente, la definición de variables latentes ha sido muy diversa. Por un lado, en algunos casos las variables latentes no han sido puras, sino que se han formado a partir de la combinación de dos variables latentes puras, por ejemplo, confort-conveniencia. Por otro lado, a pesar de no haberse incluido todas las variables latentes en todos los estudios, el abanico de las que se han considerado no es muy amplio. Además, dentro de este abanico, ha sido posible identificar un grupo predominante: seguridad, confort, conveniencia (flexibilidad puede considerarse como una variable latente similar), confiabilidad y accesibilidad. De este modo, se puede concluir que no existe en la literatura ninguna variable latente predefinida para los estudios de elección de modo de transporte en el ámbito urbano, ni una metodología única, en todo caso depende de las diferentes realidades en el análisis (Motoaki & Daziano, 2015b).

Tabla 9. Aplicaciones de HCM en contextos de elección modal

Autor	Datos	Elección	Enfoque	Variables latentes
Gutiérrez <i>et al.</i> (2020)	PD urbano	ML	Simultáneo	Conveniencia, seguridad (<i>safety/security</i>)
Paix <i>et al.</i> (2020)	PR/PD urbano	ML	Simultáneo	Calidad de la infraestructura, conectividad, pro-bicicleta
Tarabay & Abou-Zeid (2019)	PD urbano	BL	Simultáneo	<i>Pro-ridesourcing</i>
Hess <i>et al.</i> (2018)	PR/PD interurbano	ML	Simultáneo	Sociabilidad, pro-coche, privacidad, pro-tecnología
Márquez <i>et al.</i> (2018)	PD urbano	MNL/ML	Simultáneo	Confort y seguridad
Sarkar & Mallikarjuna (2018)	PR urbano	MNL	Simultáneo	Confort y flexibilidad
Cheng <i>et al.</i> (2017)	PR urbano	MNL	Secuencial	Confort, conveniencia, confiabilidad, flexibilidad, seguridad, pro- medioambiente
Cheng <i>et al.</i> (2016)	PR urbano	MNL	Secuencial	Confort, conveniencia, confiabilidad, flexibilidad, seguridad, pro-medioambiente
Fernández-Antolín <i>et al.</i> (2016)	PR urbano	MNL	Simultáneo	Pro-coche
Daziano & Rizzi (2015)	PR interurbano	BL	Simultáneo	Confort, seguridad (<i>security/safety</i>)
Kamargianni <i>et al.</i> (2015)	PD urbano	MNP	Simultáneo	Seguridad, estilo de vida sostenible, pro-deporte
Comendador <i>et al.</i> (2014)	PR urbano	ML	Secuencial	Confort, diversidad urbana y no residencial, accesibilidad al trabajo
Glerum <i>et al.</i> (2014)	PR interurbano	MNL	Simultáneo	Confort del transporte público

Kamargianni <i>et al.</i> (2014)	PR urbano	MNL	Simultáneo	Pro-caminar, padres pro-caminar
Maldonado-Hinarejos <i>et al.</i> (2014)	PD urbano	MNL	Secuencial	Pro-bicicleta, imagen, contexto y estrés
Márquez <i>et al.</i> (2014)	PD interurbano	ML	Simultáneo	Seguridad y confort
Paulssen <i>et al.</i> (2014)	PR urbano	ML	Simultáneo	Confort-Conveniencia, flexibilidad, propiedad
Atasoy <i>et al.</i> (2013)	PR interurbano	MNL	Simultáneo	Pro-coche, preocupación medioambiental
Kim <i>et al.</i> (2012)	PD urbano	MNL	Simultáneo	Pro-medioambiente, No pro-coche, pro-fluvial
Galdames <i>et al.</i> (2011)	PR urbano	MNL	Secuencial	Actitud, afección, hábito
Raveau <i>et al.</i> (2010)	PR urbano	ML	Secuencial/ Simultáneo	Confiabilidad, Accesibilidad-Confort, Seguridad
Tam <i>et al.</i> (2010)	PR urbano	MNL	Secuencial	Satisfacción
Yáñez <i>et al.</i> (2010)	PR urbano	ML	Secuencial	Confiabilidad, Confort-Seguridad, Accesibilidad
Yang <i>et al.</i> (2009)	PR urbano	BL	Secuencial	Confort, seguridad, conveniencia, economización y flexibilidad
Temme <i>et al.</i> (2008)	PR urbano	MNL	Simultáneo	Flexibilidad, Conveniencia-Confort, Seguridad
Vredin <i>et al.</i> (2006)	PR interurbano	MNP	Secuencial	Pro-medioambiente, seguridad, confort, conveniencia y flexibilidad
Morikawa <i>et al.</i> (2002)	PR/PD interurbano	MNL	Secuencial	Confort, Conveniencia
Walker & Ben-Akiva (2002)	PR/PD interurbano	BL	Simultáneo	Confort y conveniencia
PR: Preferencias Reveladas; PD: Preferencias Declaradas; MNL: logit multinomial; ML: logit mixto; MNP: probit multinomial; BL: logit binario				

Fuente: Elaboración propia

Igualmente, el alcance de los resultados entregados en estos estudios fue dispar. Principalmente, sólo se presentaron las estimaciones de los modelos, aunque la Tabla 10 recoge aquellos que incluyeron resultados complementarios (valor subjetivo del tiempo, elasticidades, simulación de políticas de movilidad). Concretamente, la simulación de políticas de movilidad ya ha sido empleada en el área de la elección modal, con el fin de medir el impacto de las políticas sobre el comportamiento de los individuos, antes de su implementación (Cordera, Dell’Olio, Ibeas, & Ortúzar, 2018). Aunque los estudios que modelan la elección modal mediante HCM también han utilizado esta herramienta, su uso ha sido escaso. Por ejemplo, existen trabajos que han instrumentalizado las políticas mediante las propias variables latentes (Hess et al., 2018), o a través de las variables de coste y tiempo asociadas con las alternativas (Paix et al., 2020; Tarabay & Abou-Zeid, 2019). Sin embargo, no ha existido discusión en la literatura de elección modal con HCM, respecto a la comparación del impacto, sobre el análisis de políticas de movilidad sostenible, causado por incluir variables latentes en distintos modelos de elección discreta. La contribución del presente trabajo es precisamente satisfacer esta discusión.

Tabla 10. Aplicaciones de HCM según resultados entregados

Autor	VST	Elasticidad	Políticas
Gutiérrez <i>et al.</i> (2020)	√	√	-
Paix <i>et al.</i> (2020)	-	√	√
Tarabay & Abou-Zeid (2019)	√	-	√
Hess <i>et al.</i> (2018)	√	√	√
Cheng <i>et al.</i> (2017)	-	√	-
Fernández-Antolín <i>et al.</i> (2016)	√	√	-
Daziano & Rizzi (2015)	-	√	-
Kamargianni <i>et al.</i> (2015)	√	-	-
Glerum <i>et al.</i> (2014)	√	√	-
Atasoy <i>et al.</i> (2013)	√	√	-
Tam <i>et al.</i> (2010)	√	-	-
Yáñez <i>et al.</i> (2010)	√	-	-
Vredin <i>et al.</i> (2006)	√	-	-

Fuente: Elaboración propia

3.3 METODOLOGÍA

En este trabajo se ha empleado el marco metodológico de los HCM, el cual permite incorporar explícitamente los factores psicológicos que influyen en los procesos de elección. La metodología consiste en la integración de modelos de variables latentes y modelos de elección discreta (Ben-Akiva, McFadden, et al., 1999).

En primer lugar, el modelo de variables latentes está compuesto de ecuaciones estructurales y ecuaciones de medición. Ambos tipos de ecuaciones pueden ser estimados a través de un modelo MIMIC (Múltiples Indicadores y Múltiples Causas), con el fin de obtener los valores de las variables latentes que cada individuo presenta para cada alternativa (Bollen, 1989). Las ecuaciones estructurales adoptan la siguiente expresión:

$$\eta_{ilq} = \sum_r \alpha_{ilr} s_{iqr} + v_{ilq} \quad (3.1)$$

y las ecuaciones de medición son representadas del siguiente modo:

$$y_{ipq} = \sum_l \gamma_{ilp} \eta_{ilq} + \zeta_{ipq} \quad (3.2)$$

donde η_{ilq} son las variables latentes, s_{iqr} son las características socioeconómicas de los individuos y los atributos de las alternativas, y_{ipq} son los indicadores de percepción, i indica una alternativa, l indica una variable latente, q indica un individuo, r indica una variable explicativa y p indica un indicador de percepción. Asimismo, los parámetros α_{ilr} y γ_{ilp} deben ser estimados, y los términos de error v_{ilq} y ζ_{ipq} presentan media cero y una desviación estándar que también debe ser estimada (Yáñez et al., 2010).

En segundo lugar, las variables latentes se deben incluir en la función de utilidad del modelo de elección discreta, como cualquier otra variable explicativa. De esta forma, se obtiene una función de utilidad expresada del siguiente modo:

$$U_{iq} = \sum_r \theta_{ir} X_{irq} + \sum_l \beta_{il} \eta_{ilq} + \varepsilon_{iq} \quad (3.3)$$

donde ε_{iq} es la componente de error, mientras que θ_{ik} y β_{il} son parámetros que se deben estimar, asociados a variables tangibles –atributos de las alternativas y características socioeconómicas de los individuos— y a variables latentes, respectivamente. Las elecciones del individuo son capturadas a través de una variable dicotómica (d_{iq}) que es igual a 1 si $U_{iq} \geq U_{jq} \forall A_i \in A(q)$, o igual a 0 en caso contrario. Es decir, d_{iq} toma el valor 1 cuando el individuo elige una alternativa cuya utilidad es mayor que la de cualquier otra alternativa, y 0 en cualquier otro caso.

Por otro lado, existen dos enfoques de estimación que se emplean en la actualidad: el enfoque secuencial y el enfoque simultáneo. En relación con el enfoque secuencial, se estima en una primera fase el modelo MIMIC, de tal forma que se obtienen los valores de cada variable latente para cada alternativa y cada individuo. En una segunda fase, se incorporan las variables latentes en el modelo de elección discreta, junto con otras variables explicativas tangibles, que son empleadas normalmente en la estimación de estos modelos (por ejemplo, tiempo y coste). En relación con el enfoque simultáneo, se estima el modelo de variables latentes y el modelo de elección discreta conjuntamente. Aunque el enfoque simultáneo proporciona estimadores eficientes e insesgados de los parámetros, el coste computacional de su implementación es muy alto (Raveau, Ortuzar, & Yañez, 2010). De este modo, el enfoque secuencial sigue empleándose en la literatura cuando se trabaja con muestras relativamente grandes, ya que las ganancias son pequeñas en comparación con el coste computacional en el que hay que incurrir (Nazari, Noruzoliaee, & Mohammadian, 2018). Además, según Bahamonde-Birke & Ortuzar (2014), las tasas marginales de sustitución, o las medidas de disposición al pago, no se ven afectadas por el enfoque de estimación.

Adicionalmente, los modelos de elección discreta empleados en las estimaciones de esta investigación –logit multinomial y logit mixto— están basados en la teoría de la utilidad aleatoria (Ortúzar & Willumsen, 2008). Esta teoría asume que los individuos, Q , actúan de una forma racional, y eligen siempre la alternativa que maximiza su utilidad personal, estando sujetos a las restricciones existentes en cada contexto de elección. Los individuos eligen entre una serie de alternativas disponibles, $A = \{A_1, \dots, A_2, \dots, A_n\}$, las cuales tienen asociado un conjunto de atributos medibles, al igual que los individuos poseen un conjunto de características socioeconómicas medibles, X . Cada una de las alternativas, $A_i \in A$, tiene asociada una utilidad, U_{iq} , para cada individuo q . Sin embargo, los modeladores desconocemos todos los elementos considerados por el individuo cuando

hace una elección, así que asumimos que la utilidad, U_{iq} , presenta dos componentes. En primer lugar, se considera una componente sistemática, la cual es función de los atributos medibles, tanto de cada alternativa como de cada individuo, V_{iq} . En segundo lugar, se considera una componente aleatoria, la cual representa las preferencias individuales, y además incluye los errores de medición del modelador, ε_{iq} . De este modo, la utilidad viene dada por la siguiente expresión:

$$U_{iq} = V_{iq} + \varepsilon_{iq} = \sum_k \theta_{ik} X_{ikq} + \varepsilon_{iq} \quad (3.4)$$

Por tanto, el individuo q elige la alternativa que le proporciona su máxima utilidad, es decir, elige A_i si y sólo si $U_{iq} \geq U_{jq} \forall A_j \in A(q)$. Además, sólo se conoce con certeza la componente sistemática, así que exclusivamente se podrá calcular la probabilidad de elegir la alternativa A_i , que viene dada por la siguiente expresión:

$$P_{iq} = Prob\{\varepsilon_{jq} \leq \varepsilon_{iq} + (V_{iq} - V_{jq}), \forall A_j \in A(q)\} \quad (3.5)$$

donde la distribución de los residuos ε es desconocida. De esta manera, para derivar un modelo necesitamos conocer la distribución de los componentes de error. En el caso de que asumamos que se distribuyen *iid Gumbel*, se obtiene el modelo de elección discreta logit multinomial. En definitiva, la utilidad medible se define como una combinación lineal de variables explicativas, donde cada una representa un atributo de la alternativa o una característica socioeconómica del individuo, en tanto que los coeficientes representan la influencia relativa de cada una de ellas.

Por otra parte, el logit mixto (McFadden & Train, 2000) es un modelo muy flexible ya que permite aproximar cualquier modelo de elección discreta. Este modelo permite considerar patrones muy generales de correlación, variaciones en las preferencias y heterocedasticidad, mediante una correcta especificación de parámetros y variables. La función de utilidad viene dada por:

$$U_{iqt} = \theta_q X_{iqt} + \varepsilon_{iqt} \quad (3.6)$$

donde X_{iqt} representa las variables explicativas medidas, θ_q representa los parámetros que se deben estimar, los cuales varían aleatoriamente en base a los gustos de los individuos, y ε_{iqt} es un componente de error aleatorio que distribuye *iid Gumbel*, independiente de θ_q y X_{iqt} . La principal diferencia que presenta respecto al logit multinomial es que los parámetros varían aleatoriamente en la población, lo que permite incorporar en la modelación heterogeneidad aleatoria (Ortúzar & Willumsen, 2008). Además, el logit mixto permite superar las dos principales limitaciones del logit multinomial: el supuesto de independencia de alternativas irrelevantes (alternativas no correlacionadas) y la consideración de variación en los gustos entre individuos (Hensher, Rose, & Greene, 2015).

3.4 DATOS

En este apartado se detallan los principales aspectos relacionados con los datos que se han empleado en este capítulo. En primer lugar, se presenta el formulario de encuesta y la composición de la muestra. En segundo lugar, se presenta el análisis descriptivo de todos los datos recolectados.

3.4.1. DISEÑO DE ENCUESTA

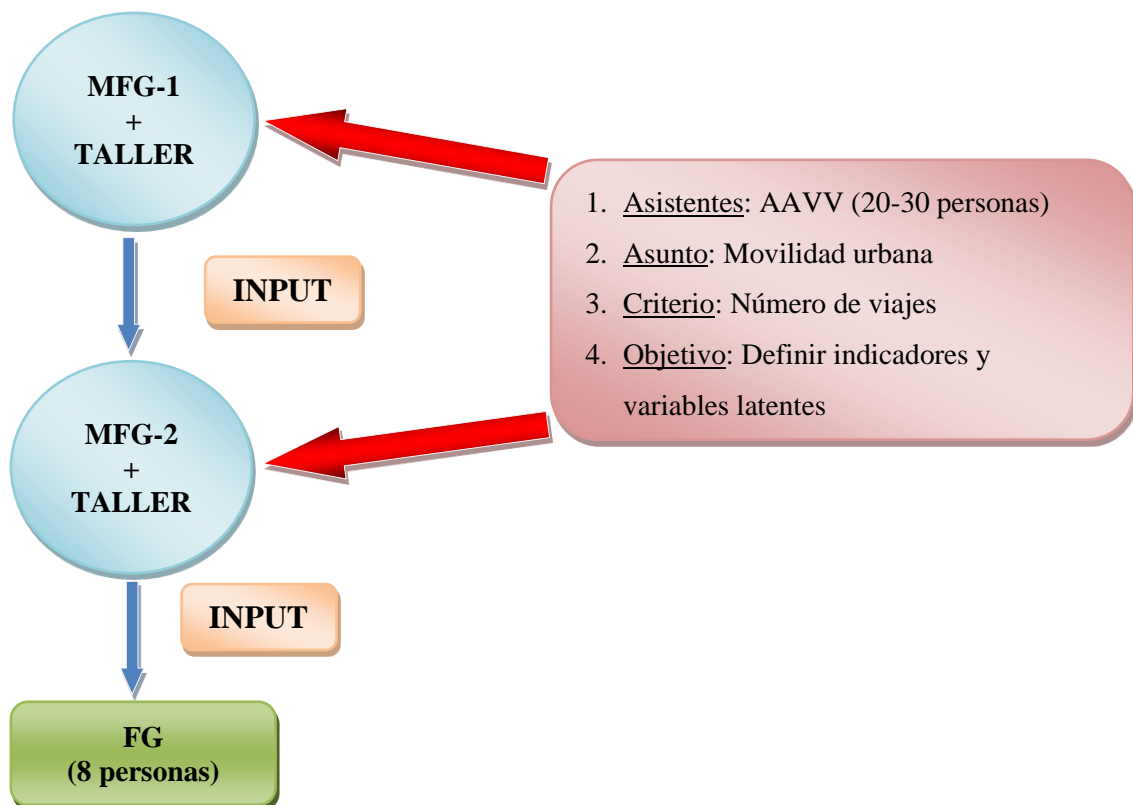
El diseño del formulario de encuesta requirió una estrategia mixta de investigación social, mediante la combinación de tres métodos: *Mega Focus Group* (MFG), Talleres Participativos y *Focus Group* (FG). Esta metodología exploratoria de índole cualitativo fue desarrollada a partir de estudios previos, relacionados con la optimización y mejora de sistemas de transporte público (Ibeas, Dell’Olio, & Barreda, 2011). Sin embargo, en este caso el objetivo fue determinar qué variables latentes existían, vinculadas con la movilidad urbana de Santander, así como cuáles eran los indicadores de percepción asociados a ellas. De este modo, todas las sesiones estuvieron orientadas por un moderador, con el fin de no desviar la discusión de los objetivos fijados previamente. Además, todas las reuniones fueron grabadas, con el permiso de todos los participantes, para realizar posteriormente un análisis más profundo, que permitiese un mejor diseño del formulario de encuesta.

La Figura 3 muestra el marco de actuación seguido en la estrategia mixta de investigación social. En primer lugar, dos MFG fueron realizados en días diferentes, con el fin de que la información extraída del primero sirviese de input en el segundo. Estos MFG estuvieron compuestos por dirigentes de las Asociaciones de Vecinos (AAVV), las cuales representan legítimamente a la ciudadanía. La convocatoria de las AAVV se debió a que la participación ciudadana mejora el desarrollo de posteriores modelos explicativos del comportamiento de los usuarios. Esto se debe a que permite identificar, desde la perspectiva del usuario, problemas de movilidad relacionados con los distintos modos de transporte, así como las variables relevantes en la elección modal habitual (Bordagaray, Dell’Olio, Ibeas, & Alonso, 2015; Sagaris & Ortuzar, 2015).

El criterio seguido para definir los integrantes de cada MFG fue el número de viajes totales generados por cada zona de transporte a lo largo de un día. El objetivo era agrupar a AAVV que representasen zonas con problemáticas similares, lo cual facilitó la

fluidez en las conversaciones dentro de cada MFG. El MFG-1 se compuso de AAVV correspondientes a zonas en las que se generaban 600 viajes o menos, mientras que el MFG-2 se compuso de AAVV correspondientes a zonas en las que se generaban más de 600 viajes. Una vez definidos los integrantes de cada MFG, se contactó con las AAVV, tanto por correo postal como telefónicamente, y se confirmó su asistencia.

Figura 3. Esquema metodológico de la estrategia mixta de investigación social



Fuente: Elaboración propia

Los dos MFG siguieron la misma pauta de desarrollo, definida previamente por el moderador, con el fin de orientar las sesiones hacia los objetivos planteados. En primer lugar, se recibió a todos los participantes y se les dio una breve explicación, de 10 minutos de duración, tanto de los pasos que se iban a dar en la reunión, como de la situación de la movilidad urbana existente en ese momento en la ciudad. Después, se les invitó a plantear por turnos los problemas de movilidad que, a su juicio, existían en la ciudad. Una vez finalizada esta fase, se generó un debate entre los asistentes, con una duración de 45

minutos. Al mismo tiempo, se les invitó a compartir las variables relevantes en sus elecciones modales cotidianas. Antes de dar paso a un descanso de 20 minutos, se les invitó a participar en un taller. Se formaron aleatoriamente varios subgrupos, los cuales debían entregar una cartulina con las principales conclusiones que ellos extraían del MFG hasta ese momento, tanto respecto a las problemáticas como a las variables relevantes en la elección modal. A partir de toda la información recopilada, fue posible realizar una primera aproximación para identificar las variables latentes que se consideraban más relevantes para la elección modal.

Después del descanso, comenzó la fase que permitió seleccionar los indicadores de percepción. El primer paso, previo a la propia realización de los MFG, había sido identificar un conjunto de indicadores, que pudiese ser utilizado para explicar tentativamente distintas variables latentes (Tabla 11). La mayoría de ellos son utilizados en los procesos de certificación de calidad de los sistemas de transporte público (Ibeas, Dell'Olio, & Barreda, 2012). El segundo paso fue entregar a todos los asistentes una hoja con estos indicadores. Cada participante señaló los más relevantes a la hora de realizar la elección modal, así como la importancia relativa que asignaban a cada uno. Al finalizar esta última etapa, se agradeció su presencia y se les recordó la importancia que tiene la participación ciudadana en este tipo de investigaciones, dando por finalizados los MFG. Los resultados obtenidos del MFG-1 sirvieron como input para el MFG-2, y, a su vez, los resultados de este último permitieron refinar aún más el análisis preliminar.

Tabla 11. Variables latentes e indicadores de percepción preliminares

ID	Indicadores de percepción	Variable latente
1	Facilidad para comprar el tique con anterioridad	Accesibilidad
2	Facilidad de acceso al modo de transporte	Accesibilidad
3	Disponibilidad de información adecuada	Accesibilidad
4	Facilidad de transbordo	Accesibilidad
5	Facilidad de acceso para personas con movilidad reducida	Accesibilidad
6	Facilidad para viajar con niños o bultos pesados	Accesibilidad
7	Conveniencia de horarios y frecuencias	Comodidad
8	Posibilidad para aprovechar el tiempo para realizar otra actividad	Comodidad
9	Comodidad durante el viaje	Comodidad
10	Relajación durante el viaje	Comodidad
11	Amabilidad de los conductores	Comodidad
12	Condiciones higiénicas del modo de transporte	Comodidad
13	Puntualidad en los horarios	Confiabilidad
14	Posibilidad de calcular el tiempo de espera	Confiabilidad
15	Posibilidad de calcular el tiempo de viaje	Confiabilidad
16	Seguridad al viajar (Falta de accidentes)	Seguridad
17	Protección del vehículo en caso de accidente	Seguridad
18	Seguridad en cuanto a robos en vehículos	Seguridad
19	Seguridad en cuanto a robos en terminal, parada, estación	Seguridad

Fuente: Elaboración propia

La información recopilada en los MFG permitió realizar un análisis DAFO (Debilidades, Amenazas, Fortalezas y Oportunidades) de la movilidad en la ciudad de Santander (Anexo 2). A partir de este análisis, se observó que los ciudadanos veían como una amenaza la variable latente Seguridad, en el sentido de riesgo de atropellos y accidentes de tráfico. Este hecho, junto con el resto de información obtenida durante el proceso llevado a cabo para determinar las variables latentes y sus indicadores, justificó la consideración de los indicadores 16 y 17 de la Tabla 11. Asimismo, los participantes señalaron como debilidad los problemas de congestión, las deficiencias del transporte público, y otros factores que generan a los usuarios incomodidad, así como falta de confiabilidad. Al igual que en el caso anterior, la identificación de las variables latentes Comodidad y Confiabilidad, como variables relevantes para los usuarios respecto a la

elección modal, justificó la inclusión de los indicadores 7, 9, 14 y 15 de la Tabla 11. Finalmente, la variable latente Accesibilidad fue identificada por los usuarios, ya que manifestaron la necesidad de mejorar la accesibilidad y la información proporcionada para el transporte público. Al igual que en los casos anteriores, se justificó la inclusión de los indicadores 2 y 3 de la Tabla 11.

En días posteriores, se llevó a cabo el FG final, que estuvo integrado por 8 participantes. Se siguió una pauta de trabajo similar a la de los MFG, respecto a la discusión sobre las problemáticas de movilidad y las variables relevantes en la elección modal, pero se eliminó la realización del taller. Igualmente, ya no se les entregó a los asistentes un listado de indicadores para que eligiesen, sino que se comprobó el comportamiento que tenían ante un mismo cuestionario de indicadores de percepción. En este caso, se incluyeron los indicadores 2, 3, 7, 9, 14, 15, 16 y 17 de la Tabla 11. Los indicadores propuestos en el cuestionario funcionaron correctamente, y se decidió su inclusión en el diseño inicial del formulario de encuesta.

Finalmente, una vez analizada toda la información que se recopiló mediante la estrategia mixta de participación ciudadana, se realizó el diseño completo de la versión preliminar del formulario de encuesta. Esta primera versión fue testada en terreno mediante la realización de 50 encuestas piloto, lo que permitió que fuese sometida a un proceso de evaluación y rediseño. Como resultado de este proceso, se reformuló la expresión de algunos indicadores de percepción, ya que en ocasiones los encuestados no entendían con claridad a qué se referían. La Tabla 12 muestra el cuadro de indicadores de percepción empleados finalmente.

El formulario de encuesta definitivo (Anexo 2), estuvo compuesto por tres apartados: diario de viajes de un día representativo, características socioeconómicas e indicadores de percepción. En el primer apartado, se incluía un diario de viajes, en el cual se debían de plasmar los viajes de más de 5 minutos, realizados por cada miembro del hogar mayor de 12 años. En cada viaje debía señalarse el origen, el destino, el motivo del viaje, la hora de inicio y fin, el modo de transporte utilizado, el coste del viaje (si se trataba de transporte público⁴), los modos de transporte disponibles y la frecuencia del viaje. En el segundo apartado, se incluían las características socioeconómicas de los individuos:

⁴ Se dieron las opciones de billete sencillo, billete ida/vuelta, tarjeta, bonobús, bono mensual, bono trimestral y tarjeta intermodal, ya que se trata de modos de pago de amplio conocimiento social.

sexo, edad, parentesco respecto al cabeza de familia, disponibilidad de carné de conducir, nivel de estudios, nivel de ingresos familiar, dedicación, disponibilidad de coche, disponibilidad de aparcamiento y disponibilidad de tarjeta OLA⁵. La información recopilada en estos dos apartados permitió caracterizar la muestra. Asimismo, algunas de las variables fueron empleadas para estimar los modelos de elección modal y los modelos de variables latentes. Finalmente, en el tercer apartado se incluía un cuadro con los indicadores de percepción definitivos (Tabla 12), los cuales son necesarios para cuantificar las variables latentes, a través de los modelos MIMIC.

Tabla 12. Indicadores de percepción finales

Califique entre 1 (poco satisfactorio) y 10 (muy satisfactorio)
1-Adecuación del tipo de transporte a sus necesidades horarias
2-Comodidad durante el viaje (asientos, espacio...)
3-Facilidad de acceso al modo de transporte
4-Disponibilidad de información
5-Fiabilidad del tiempo de espera
6-Fiabilidad del tiempo de viaje
7-Protección personal en el vehículo en caso de accidente
8-Seguridad al viajar

Fuente: Elaboración propia

⁵ Tarjeta que permite estacionar el coche a los residentes en zonas de aparcamiento en superficie, de obligado pago en determinados horarios en días laborables, por un coste marginal.

3.4.2. ANÁLISIS

En primer lugar, el conjunto de datos que se empleó en esta investigación fue totalmente original. Para su obtención, se realizaron encuestas domiciliarias de preferencias reveladas en la ciudad de Santander, que es una localidad de tamaño medio ubicada en el norte de España. Como paso previo, se solicitó al Ayuntamiento de Santander el censo de viviendas existentes en la ciudad. De este modo, los códigos de referencia asociados a todos los domicilios fueron entregados, manteniendo ocultos los datos personales asociados a ellos, en todo momento. A partir de esta información, fue posible obtener una muestra representativa⁶ de hogares, a los que, posteriormente, se envió el equipo de encuestadores, dirigido por un supervisor. Los encuestadores fueron estudiantes de la Universidad de Cantabria, los cuales fueron capacitados antes de acudir a los domicilios. Finalmente, los trabajos fueron financiados íntegramente con fondos propios.

En segundo lugar, una vez depurada la base de datos, formada por la información recolectada mediante las encuestas de movilidad domiciliarias, se obtuvieron finalmente 1.179 encuestas válidas. En los formularios, se preguntó por las características personales, los viajes en un día representativo y la valoración que entregaban a los indicadores de percepción para cada modo de transporte. A partir de todos estos datos válidos, se obtuvieron finalmente 3.359 viajes, con sus respectivos atributos.

Por otro lado, la Tabla 13 presenta una comparación entre las principales características socioeconómicas existentes en la muestra y en el censo poblacional del año 2011⁷. En primer lugar, es posible observar que el reparto porcentual existente en la muestra y en el censo, según el criterio del sexo, es prácticamente el mismo, lo cual asegura que la muestra es representativa, bajo este criterio. En segundo lugar, los porcentajes según los rangos de edad son similares, si bien existe en la muestra un menor porcentaje de individuos menores de 24 años, y un mayor porcentaje de individuos entre 45 y 64 años. Este hecho podría deberse a un problema de autoselección, ya que los individuos más jóvenes pueden sentirse menos responsables y comprometidos socialmente para contestar la encuesta. En tercer lugar, en la muestra existe un porcentaje

⁶ Muestreo aleatorio simple, nivel de confianza del 95% y error del 5%.

⁷ Los censos son realizados por el Instituto Nacional de Estadísticas en España cada 10 años, y el año 2011 es el más próximo al año de realización de la encuesta, 2012.

menor de individuos que declara no tener estudios respecto al censo, y uno mayor que declara poseer estudios universitarios. Este desequilibrio se podría deber a la dificultad social que existe a la hora de mostrar carencia de estudios, lo que hace que pueda no declararse con total sinceridad. En cuarto lugar, los desequilibrios existentes respecto a los niveles porcentuales de ocupación se podrían deber al mismo motivo presentado anteriormente en relación con los rangos de edad. Es decir, al existir en la muestra un menor porcentaje de individuos jóvenes, y uno mayor de individuos de entre 45 y 64 años, se incrementa el porcentaje de individuos que declara estar empleado respecto al censo.

Tabla 13. Comparativa entre muestra y censo 2011

Categoría	Valores muestra	% muestra	% censo
Hombre	548	46.48%	46,41%
Mujer	631	53.52%	53,59%
<=24	138	11.70%	21.32%
25-34	165	13.99%	13.72%
35-44	186	15.78%	14.78%
45-54	262	22.22%	15.61%
55-64	187	15.86%	13.80%
>=65	241	20.44%	20.77%
Sin estudios	75	6.36%	18.16%
EGB, ESO	332	28.16%	27.51%
Bachillerato, BUP, COU	202	17.13%	15.80%
FP	203	17.22%	14.81%
Universitario	367	31.13%	23.72%
Empleado	500	42.41%	37.99%
Desempleado	123	10.43%	13.52%
Pensionista	267	22.65%	24.07%
Estudiante	133	11.28%	16.34%
Otro	156	13.23%	8.08%

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, la Tabla 14 presenta la composición en la muestra de otras variables socioeconómicas individuales. Se puede observar que existe un gran número de individuos que afirman disponer de carné de conducir y al menos un vehículo. Estos hechos incentivan el uso del vehículo privado, si bien éste se ve desincentivado porque más de la mitad de los encuestados declara no disponer de estacionamiento propio. Asimismo, los niveles de ingresos declarados por los individuos muestran que la mayor parte de ellos pertenecen a los niveles bajo y bajo medio. Este hecho se podría deber a los ajustes salariales a la baja experimentados en España por causa de la crisis económica.

Tabla 14. Composición de las variables socioeconómicas

Variable	Respuesta	%
Disponibilidad de carné de conducir	Si	71.63%
	No	28.37%
Disponibilidad de vehículo	Si	60.87%
	No	39.13%
Disposición de aparcamiento propio	Si	39.61%
	No	60.39%
Ingresos de la unidad familiar	<= 1000 €/mes	25.96%
	1000-2500 €/mes	52.00%
	2500-5000 €/mes	18.21%
	>=5000 €/mes	3.83%

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, la Tabla 15 y la Tabla 16 presentan la composición de las principales variables asociadas a los viajes. Se puede observar que los patrones de movilidad de los individuos son altamente repetitivos, como se muestra en la Tabla 15, ya que la mayor parte de sus viajes se realizan con una periodicidad menor a un mes, y fundamentalmente de forma diaria. Respecto al reparto modal, la mayor parte de los viajes se realiza en coche, lo cual es coherente con toda la información presentada previamente. Sin embargo, también existe un alto porcentaje de viajes realizados mediante el modo caminata. Este hecho se justifica debido a que Santander es una ciudad de tamaño medio, con grandes áreas peatonales y con muchos viajes de corta distancia. Además, esto se ve reafirmado con los datos acerca de las duraciones en los viajes, ya que la gran mayoría tienen una duración inferior a los 30 minutos.

Tabla 15. Composición de la variable frecuencia y reparto modal

Variable	Categorías	%
Frecuencia del viaje	Diaria	56.59%
	Semanal	27.84%
	Mensual	3.26%
	Esporádica	8.68%
	Circunstancial	3.62%
Modo de transporte utilizado	Caminata	36.32%
	Bus	19.17%
	Coche	40.04%
	Otros	4.47%

Fuente: Elaboración propia

Tabla 16. Composición de la variable duración del viaje

Variable	Categoría	%
Duración del viaje	Menor o igual a 15 minutos	54%
	Entre 15 y 30 minutos	32%
	Entre 30 y 45 minutos	5%
	Entre 45 y 60 minutos	3%
	Más de 60 minutos	6%

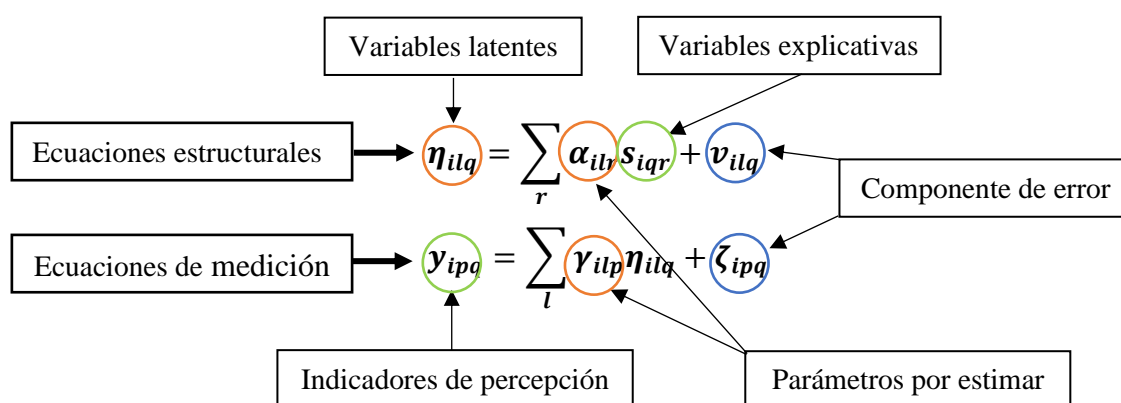
Fuente: Elaboración propia

3.5 RESULTADOS

El enfoque secuencial que se siguió para estimar el modelo de variables latentes –modelo MIMIC– y los modelos de elección discreta –logit multinomial y logit mixto– es explicado detalladamente en este apartado. Además, se muestran los resultados de las estimaciones de los modelos, los valores subjetivos del tiempo y las elasticidades. Por último, la discusión de todos los resultados, junto con el análisis de las políticas de movilidad sostenible, no se realizan en este apartado, sino en el siguiente.

En primer lugar, se inició el proceso de estimación con el modelo de variables latentes (Figura 4). De este modo, el modelo MIMIC fue estimado, mediante la utilización del software AMOS®. Asimismo, la estimación se realizó en base a la metodología anteriormente detallada, de acuerdo con el siguiente esquema de aplicación:

Figura 4. Esquema general de los modelos MIMIC⁸



Fuente: Elaboración propia

El proceso de estimación del modelo MIMIC se desarrolló mediante el uso de los datos recogidos a través de las encuestas domiciliarias. Se consideraron todas las variables explicativas disponibles y los 8 indicadores de percepción. Sólo se consideraron dos modos de transporte para la estimación de estos modelos: bus y coche. Esto se debió a que se asumió que el efecto de ambas variables latentes sobre el modo caminata no era

⁸ Los círculos verdes están asociados a los datos obtenidos en las encuestas, los círculos naranjas están asociados a aquello que se debe calcular, y los círculos azules están asociados a los componentes de error.

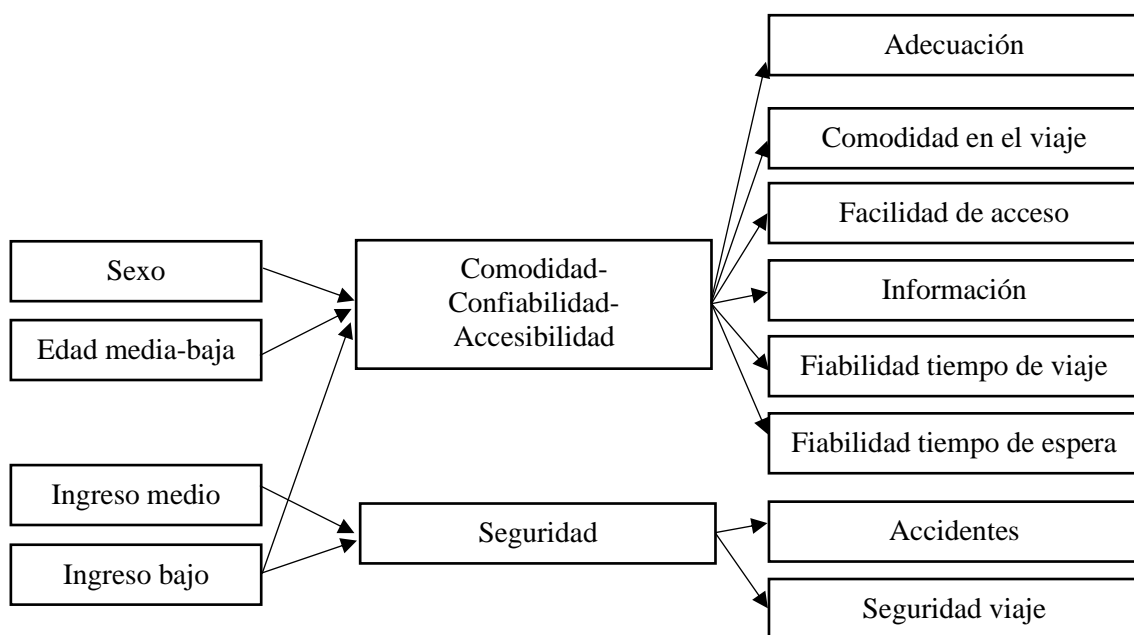
relevante, al igual que en Yáñez et al. (2010). En principio, se consideró la existencia de cuatro factores latentes, debido a la información obtenida a partir del proceso de investigación social. Sin embargo, el propio proceso de estimación determinó que finalmente sólo existían dos variables latentes. Estas dos variables latentes explicaron todos los indicadores definidos, para los cuatro factores latentes establecidos originalmente. La primera variable latente (Seguridad) se ajustó perfectamente a la determinación que se había realizado inicialmente, dado su carácter puro. Sin embargo, la segunda variable latente (Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad) tenía un carácter mixto, ya que estaba formada a partir de las otras tres variables latentes puras. La identificación de esta segunda variable latente denotó que los usuarios consideraban la comodidad en un sentido más amplio que el considerado inicialmente. Asimismo, se estimaron multitud de modelos MIMIC, incluyendo diferentes variables explicativas en el proceso de estimación. A partir de las variables explicativas continuas, se construyeron distintas variables dicotómicas para diferentes segmentos en cada una de ellas, que fueron las finalmente empleadas. Finalmente, se determinó, para la mejor especificación, la inclusión de cuatro variables explicativas en las ecuaciones estructurales de los modelos MIMIC (Sexo, Edad media-baja, Ingreso medio e Ingreso bajo).

La Figura 5 muestra las relaciones existentes en el modelo MIMIC. Por un lado, la variable latente Seguridad fue explicada por dos variables socioeconómicas dicotómicas: pertenencia al nivel de ingreso bajo (<1000 €/mes) y pertenencia al nivel de ingreso medio (1000-2500 €/mes). A su vez, esta variable latente explicó los siguientes indicadores de percepción: Protección personal en el vehículo en caso de accidente y Seguridad al viajar. Por otro lado, la variable latente Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad se explicó mediante tres variables socioeconómicas dicotómicas: sexo (es igual a 1 si es mujer, e igual a 0 en caso contrario), pertenencia al tramo de edad media-baja (35-44 años) y pertenencia al nivel de ingreso bajo (<1000 €/mes). A su vez, esta variable latente explicó los siguientes indicadores de percepción: adecuación del tipo de transporte a sus necesidades horarias, comodidad durante el viaje, facilidad de acceso al modo de transporte, disponibilidad de información, fiabilidad del tiempo de espera, fiabilidad del tiempo de viaje.

La Tabla 17 muestra los resultados obtenidos para las ecuaciones estructurales de los modelos MIMIC. En primer lugar, se debe señalar que todos los parámetros presentaron una significatividad estadística de al menos el 95%, lo cual indicó que la

especificación del modelo era correcta. En segundo lugar, se observó que la variable latente Seguridad venía explicada por la pertenencia al nivel de ingreso medio (los individuos con un nivel de ingreso entre 1000 y 2500 €/mes valoraban negativamente la Seguridad en ambos modos de transporte, pero en mayor medida en el coche) y por la pertenencia al nivel de ingreso bajo (los individuos con un nivel de ingreso menor que 1000 €/mes valoraban positivamente la Seguridad del bus, mientras que en el caso del coche, la variable latente era valorada negativamente). Finalmente, se observó que la variable latente Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad venía explicada por el sexo (las mujeres valoraban positivamente la Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad del bus, mientras que en el caso del coche, la variable latente era valorada negativamente), la pertenencia al tramo de edad media-baja (los individuos de 35-44 años valoraban negativamente la Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad del bus, mientras que en el caso del coche, la variable latente era valorada positivamente), y la pertenencia al nivel de ingreso bajo (los individuos con un nivel de ingreso menor que 1000 €/mes valoraban positivamente la Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad del bus, mientras que en el caso del coche, la variable latente era valorada negativamente).

Figura 5. Relaciones en el modelo MIMIC



Fuente: Elaboración propia

Tabla 17. Resultados ecuaciones estructurales del modelo MIMIC⁹

Parámetro	Bus	Coche
$\alpha_{\text{Ingreso medio/Seguridad}}$	-0,191 (-2,651)	-0,225 (-3,206)
$\alpha_{\text{Ingreso bajo/Seguridad}}$	0,172 (2,354)	-0,37 (-4,512)
$\alpha_{\text{Sexo/Comodidad–Confiabilidad–Accesibilidad}}$	0,159 (2,493)	-0,193 (-2,863)
$\alpha_{\text{Edad media–baja/Comodidad–Confiabilidad–Accesibilidad}}$	-0,194 (-2,129)	0,226 (2,403)
$\alpha_{\text{Ingreso bajo/Comodidad–Confiabilidad–Accesibilidad}}$	0,162 (2,841)	-0,372 (-4,717)

Fuente: Elaboración propia

En definitiva, la estimación del modelo MIMIC permitió obtener los valores de los parámetros de las ecuaciones estructurales. A continuación, los valores de las variables latentes se pudieron calcular, para cada uno de los individuos y en cada alternativa. Una vez logrados estos valores, ya fue posible introducir las variables latentes en los modelos de elección discreta, al igual que el resto de las variables explicativas.

De este modo, se inició el proceso de estimación de los modelos de elección discreta, empleando el software NLOGIT®. En primer lugar, se consideraron dos tipos distintos de modelos para las estimaciones –el modelo logit multinomial y el modelo logit mixto—. Además, en todo momento se mantuvo la misma especificación econométrica, con el fin de facilitar la posterior comparación entre los modelos. En segundo lugar, en ambos casos se estimaron modelos con y sin variables latentes (Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad y Seguridad). Sin embargo, aunque el conjunto de elección¹⁰ estuvo formado por los tres modos de transporte dominantes (Caminata, bus y coche), sólo se incluyeron las variables latentes en las funciones de utilidad del bus y del coche. Esto se debió a que se consideró que el efecto de ambas variables latentes sobre el modo caminata no es relevante, al igual que en Yáñez et al. (2010).

⁹ Se presenta el valor del parámetro estimado y, entre paréntesis, el valor de su estadístico-t.

¹⁰ Estudios previos (Atasoy et al., 2013; Fernández-Antolín et al., 2016; Glerum, Atasoy, et al., 2014) consideraron similares conjuntos de elección, lo cual justifica las alternativas de viaje en este trabajo.

Por otro lado, en las funciones de utilidad se introdujeron como variables explicativas, además de las variables latentes en los casos señalados, el tiempo de viaje, el tiempo de espera (sólo para el bus) y el coste de cada viaje (en el modo caminata el coste es cero). Todos los parámetros asociados a estas variables explicativas eran específicos para cada alternativa, excepto para las variables latentes, en las que se asumió parámetros genéricos. Finalmente, es necesario señalar que la introducción del coste en las funciones de utilidad se realizó mediante la expresión del modelo microeconómico de la tasa de gasto (Jara-Díaz & Farah, 1987). Esto supuso introducir el coste dividido entre la tasa de gasto, la cual se calculó como el cociente entre el ingreso y el tiempo disponible para realizar el propio gasto. Es decir, se asumió que los individuos no podían elegir libremente el número de horas dedicadas al trabajo, siendo relevante el tiempo que tienen para gastar y no el propio ingreso. Este enfoque ha sido muy utilizado, ya que proporciona excelentes resultados cuando se trabaja con individuos que tienen ingresos fijos, como en nuestro caso (Cherchi & Ortúzar, 2002). En definitiva, la especificación econométrica de las funciones de utilidad para los HCM adoptó la siguiente forma (para los modelos que no son HCM, sólo es necesario eliminar la parte correspondiente a las variables latentes):

$$U_{Caminata} = ASC_{Caminata} + \theta_{Caminata,TV}TV_{Caminata} + \varepsilon_{Caminata} \quad (3.7)$$

$$U_{Bus} = \theta_{Bus,TV}TV_{Bus} + \theta_{Bus,CV}CV_{Bus} + \theta_{Bus,TE}TE_{Bus} + \theta_{Com}Com_{Bus} + \theta_{Seg}Seg_{Bus} + \varepsilon_{Bus} \quad (3.8)$$

$$U_{Coche} = \theta_{Coche,TV}TV_{Coche} + \theta_{Coche,CV}CV_{Coche} + \theta_{Com}Com_{Bus} + \theta_{Seg}Seg_{Bus} + \varepsilon_{Coche} \quad (3.9)$$

donde TV es el tiempo de viaje, TE es el tiempo de espera, CV es el coste del viaje, Com es la variable latente Comodidad-Confiablez-Accesibilidad, y Seg es la variable latente Seguridad.

La Tabla 18 muestra los resultados obtenidos en la estimación de los distintos modelos de elección discreta considerados. Los acrónimos empleados se corresponden con los siguientes modelos: MNL es el modelo logit multinomial sin variables latentes, HCMNL es el modelo logit multinomial con variables latentes, ML es el modelo logit mixto sin variables latentes, y HCMML es el modelo logit mixto con variables latentes. En primer lugar, los parámetros de todas las variables presentaron los signos correctos en todos los modelos (negativos para los tiempos y los costes, así como positivos para las dos variables latentes), y fueron estadísticamente significativos al 95% de confianza. En

segundo lugar, la magnitud de los parámetros asociados al coste de viaje del bus y del coche fueron mayores que los asociados a los distintos tiempos de las alternativas en todos los modelos, lo cual indica que tienen un mayor impacto sobre el comportamiento de elección. En tercer lugar, los parámetros asociados a las variables latentes también tuvieron un valor alto, siendo siempre superior el asociado a la variable latente Seguridad respecto a la variable latente Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad. Además, los parámetros asociados a ambas variables latentes siempre fueron de mayor magnitud que los asociados a todas las variables de tiempo de todas las alternativas. Sin embargo, estos parámetros siempre fueron inferiores a los asociados a los del coste de viaje de las alternativas, excepto en el caso de la variable latente Seguridad respecto al coste del coche. En cuarto lugar, los HCM tuvieron valores más elevados para el *log likelihood*, $l(\theta)$. Es decir, su valor estuvo más próximo a cero, lo que indica que entregaron mejores resultados en términos de ajuste del modelo, y que son más explicativos, que los modelos más tradicionales, los cuales no incorporan variables latentes (sólo tiempos y coste). Asimismo, los modelos logit mixto también son más explicativos que los modelos logit multinomial, tanto en los modelos que consideran las variables latentes como en los que no lo hacen.

Por otro lado, la Tabla 18 también recoge distintos valores del Valor Subjetivo del Tiempo (VST), el cual mide la disposición de los usuarios a pagar por reducir en una unidad el tiempo dedicado a una actividad determinada. En este caso, se calculó el VST del viaje en coche, el VST del viaje en bus, y el VST de la espera del bus para todos los modelos. Todos los VST son presentados en términos de €/hora. En primer lugar, el VST del viaje en coche fue superior al VST de la espera del bus para todos los modelos, el cual también fue siempre superior al VST del viaje en bus. En segundo lugar, el VST del viaje en coche fue inferior en los HCM respecto a los modelos sin variables latentes. Asimismo, este valor fue inferior para el MNL respecto al ML, pero fue superior para el HCMML respecto al HCMML. En tercer lugar, el VST del viaje en bus en todos los modelos fue muy pequeño en relación con el coste del billete del transporte público (1,3 €). Los HCM entregaron mayores valores respecto a los modelos sin variables latentes, mientras que el MNL y el ML entregaron prácticamente el mismo valor. En cuarto lugar, el VST de la espera del bus fue superior en los HCM respecto a los modelos más tradicionales, mientras que el modelo MNL y el modelo ML entregaron prácticamente el mismo valor.

Tabla 18. Resultados de los modelos de elección discreta

Parámetro	MNL		HCMMNL		ML		HCMMML	
	Valor	t-Test	Valor	t-Test	Valor	t-Test	Valor	t-Test
ASC_{Caminata}	-0,360	-2,304	-5,693	-6,388	-0,120	-0,599	-7,250	-6,011
$\theta_{\text{Caminata,TV}}$	-0,042	-11,19	-0,044	-11,149	-0,051	-8,196	-0,057	-8,034
$\theta_{\text{Coche,TV}}$	-0,264	-5,042	-0,250	-4,466	-0,283	-5,073	-0,319	-4,311
$\theta_{\text{Bus,TV}}$	-0,013	-2,331	-0,023	-3,613	-0,013	-2,268	-0,026	-3,318
$\theta_{\text{Bus,TE}}$	-0,091	-3,346	-0,131	-4,149	-0,094	-3,233	-0,175	-4,225
$\theta_{\text{Coche,CV}}$	-2,031	-3,212	-2,216	-3,192	-1,990	-3,007	-2,895	-3,310
$\theta_{\text{Bus,CV}}$	-3,091	-12,77	-4,082	-14,649	-3,228	-12,047	-5,189	-10,608
θ_{Com}	-	-	1,865	10,420	-	-	2,992	5,480
θ_{Seg}	-	-	2,692	5,649	-	-	3,437	5,471
$\theta_{\text{Caminata,TV (St. Dev)}}$	-	-	-	-	0,018	3,040	0,013	1,899
$\theta_{\text{Com(St. Dev)}}$	-	-	-	-	-	-	1,790	2,823
$\theta_{\text{Seg(St. Dev)}}$					-	-	0,743	4,008
$l(\theta)$	-926,18		-823,82		-922,79		-814,74	
VST de viaje (coche)	7,80 €/hora		6,77 €/hora		8,55€/hora		6,61€/hora	
VST de viaje (bus)	0,25 €/hora		0,34 €/hora		0,24 €/hora		0,30 €/hora	
VST de espera (bus)	1,76 €/hora		1,92 €/hora		1,74 €/hora		2,02 €/hora	

Fuente: Elaboración propia

Finalmente, la Tabla 19 presenta las elasticidades directas de la demanda, respecto al coste y a los tiempos para las alternativas bus y coche. Estos valores representan el cambio porcentual en la probabilidad de elección de un modo de transporte al variar el 1% un atributo –tiempo o coste—. En primer lugar, se observó que los signos son correctos en todos los casos, ya que, ante aumentos en el coste o el tiempo de cada modo de transporte, disminuía su probabilidad de elección. En segundo lugar, la elasticidad directa entre el coste y la probabilidad de utilizar el bus presentó los valores más altos, en comparación con todas las elasticidades y todos los modelos. Además, los valores obtenidos en el modelo HCMML fueron mayores que en el resto de los modelos, para cada tipo de elasticidad calculado, excepto en el caso de la elasticidad directa para el tiempo de viaje en coche. Finalmente, la elasticidad directa entre el tiempo de viaje y la probabilidad de utilizar el bus, respecto al caso del coche, fue superior sólo cuando se utilizaron los HCM. Además, ambas elasticidades siempre fueron inferiores a las elasticidades para el tiempo de espera del bus, en todos los modelos.

Tabla 19. Elasticidades directas

Elasticidad directa	MNL	HCMMNL	ML	HCMML
Coste-demanda (bus)	-1,09	-1,44	-1,11	-1,67
Coste-demanda (coche)	-0,13	-0,14	-0,12	-0,15
Tiempo de viaje-demanda (bus)	-0,14	-0,25	-0,15	-0,27
Tiempo de viaje-demanda (coche)	-0,20	-0,19	-0,20	-0,18
Tiempo de espera-demanda (bus)	-0,21	-0,30	-0,21	-0,37

Fuente: Elaboración propia

3.6 DISCUSIÓN

El objetivo de este trabajo es determinar cuál es el impacto que tiene la inclusión de variables latentes en la función de utilidad de los modelos de elección discreta, mediante la realización de análisis de sensibilidad del valor subjetivo del tiempo y de las elasticidades, así como la simulación de políticas de movilidad sostenible. Los resultados presentados en el apartado anterior muestran que los HCM tienen un fuerte impacto en el valor subjetivo del tiempo y las elasticidades. Por otro lado, el impacto sobre la simulación de políticas de movilidad sostenible es presentado en este mismo apartado, como una extensión a partir de las estimaciones anteriores. A continuación, se presenta la discusión acerca de los principales resultados obtenidos anteriormente.

En primer lugar, todos los modelos presentan especificaciones econométricas correctas, respecto al signo de los parámetros y a su significatividad estadística. Sin embargo, los HCM entregan mejores resultados en términos del ajuste del modelo. De este modo, la inclusión de variables latentes incrementa la capacidad explicativa de los modelos de elección, lo cual confirma los resultados obtenidos en estudios previos (Atasoy et al., 2013; F. J. Bahamonde-Birke & Ortúzar, 2014; Gutiérrez et al., 2020; Paix et al., 2020; Raveau, Álvarez-Daziano, et al., 2010). Además, la magnitud de los parámetros asociados a las variables latentes, así como sus elevados valores de significatividad estadística y su signo positivo, reafirma la conveniencia de su inclusión en las funciones de utilidad. Sin embargo, ambas variables latentes no tienen la misma influencia sobre el comportamiento de elección, siendo la variable latente Seguridad la más relevante. Por otro lado, los costes de viaje de las diferentes alternativas son más relevantes que los tiempos en todos los modelos. La supremacía de los costes sólo se ve menoscabada en el caso del coche al considerar HCM, donde la variable latente Seguridad es la más relevante para ese modo de transporte a la hora de determinar el comportamiento de elección.

En segundo lugar, el VST de viaje en coche entrega los mayores valores de VST en todos los modelos, sin verse afectado por la inclusión de variables latentes. Esto indica que los usuarios están dispuestos a asumir un mayor coste por reducir el tiempo de viaje en este modo de transporte, independientemente del modelo. Estos valores son menores para los HCM, lo cual se corresponde con resultados de otros estudios (Atasoy et al., 2013; Glerum, Atasoy, et al., 2014; Kamargianni et al., 2015). En todo caso, todos sus

valores se encuentran por debajo de la tasa salarial media de la muestra, la cual se calculó en torno a 10 €/hora. Sin embargo, estos valores no se encuentran lejos de otros estudios realizados previamente en la misma ciudad (Coto-Millán, García-Melero, & Sainz-González, 2014). Se podría pensar que los HCM están subestimando los VST de viaje en coche, o que los modelos más tradicionales los sobreestiman, pero también debe considerarse que los datos declarados respecto a los niveles de renta en las encuestas podrían ser mayores que los reales. Por otro lado, los valores del VST de viaje en bus son muy inferiores, en todos los modelos, al coste del billete del transporte público (1,3 €). Este hecho podría ser una de las explicaciones de la baja cuota de mercado que tiene el bus, es decir, los usuarios no están dispuestos a pagar un billete tan caro. Además, estos valores son prácticamente iguales para todos los modelos, aunque los HCM entregan mayores valores. Por otro parte, los VST de espera del bus son superiores a los VST de viaje en todos los modelos, lo cual indica que los individuos perciben la espera como una fuente de mayor desutilidad que el propio viaje, independientemente del modelo y del modo. Estos resultados están en línea con estudios realizados previamente en contextos de elección modal urbana (Yáñez et al., 2010). Además, al igual que con el VST de viaje del bus, los HCM entregan mayores valores del VST de espera del bus. Finalmente, aunque el cálculo de la disposición a pagar por incrementos en los valores de las variables latentes puede ser tentador, no es recomendable debido a que no tienen una clara interpretación económica. Fundamentalmente, esto se debe al desconocimiento que se tiene respecto a la escala de medición de las variables latentes (Raveau, Álvarez-Daziano, et al., 2010). En todo caso, sí que se puede deducir que existe una disposición al pago para incrementar sus valores.

En tercer lugar, todas las elasticidades se calcularon respecto a variables de tiempo y coste, y no respecto a las variables latentes, lo cual se ha hecho en alguna ocasión anterior en la literatura (Cheng et al., 2017). Esto se debe a que su interpretación no es factible desde el punto de vista económico, al carecer de escala de medición. Por otro lado, la elasticidad directa del coste para el bus presenta los valores más altos en todos los modelos, lo cual indica que los usuarios son altamente sensibles al coste del billete (al ser la elasticidad mayor que 1, los usuarios son muy elásticos), independientemente del modelo. Además, si se une al bajo valor obtenido para el VST de viaje en bus, se hace recomendable una disminución en el coste del billete, en el caso de que se quiera aumentar la cuota modal del bus. Sin embargo, esta prevalencia del valor de la elasticidad del coste

del bus no ha sido siempre obtenido en estudio previos, en los que el valor más importante recaía sobre la elasticidad respecto al tiempo del bus (Atasoy et al., 2013; Daziano & Rizzi, 2015; Glerum, Atasoy, et al., 2014). Por otra parte, los valores más altos para todas las elasticidades son obtenidos en el modelo HCMML, excepto en el caso de la elasticidad directa para el tiempo de viaje en coche. Este resultado indica que la inclusión de variables latentes y el uso del logit mixto tiende a aumentar los cálculos sobre la sensibilidad de los usuarios, así que los resultados de estos modelos deben ser tomados con cautela. Asimismo, los valores más altos respecto a las elasticidades del tiempo de viaje en bus y en coche oscilan entre los distintos modelos, aunque en la literatura la elasticidad del tiempo respecto al bus se muestra en ocasiones superior (Fernández-Antolín et al., 2016). En este caso, los HCM aumentan los valores para la elasticidad del tiempo de viaje en bus, mientras disminuyen los correspondientes para el coche. Finalmente, ambas elasticidades respecto al tiempo de viaje son inferiores a las elasticidades para el tiempo de espera del bus en todos los modelos. Igualmente, si consideramos que el VST del tiempo de espera es superior al VST de viaje en bus, las políticas de fomento del transporte público deberían ir encaminadas principalmente hacia la reducción del tiempo de espera.

Por otro lado, el análisis de las políticas de movilidad sostenible puede realizarse mediante los modelos de elección discreta. Estos modelos permiten simular diferentes escenarios de elección, una vez que se dispone de un modelo estimado (Hensher et al., 2015). El uso de esta técnica se ha extendido en los últimos años para evaluar las variaciones en las cuotas de mercado de las distintas alternativas, derivadas de la implementación de diferentes políticas. Esto ha supuesto una mejora respecto a la empleabilidad de esta clase de modelos en la definición de políticas de movilidad sostenible (Al-Ayyash et al., 2016; Cordera et al., 2018).

Igualmente, los HCM también se han utilizado para medir el impacto sobre la elección de modo de transporte, derivado de la implementación de diferentes políticas. Algunos trabajos han empleado para ello la variación de los valores de las variables latentes (Hess et al., 2018), mientras que otros han empleado la variación de los atributos de las alternativas –tiempo y coste—(Paix et al., 2020; Tarabay & Abou-Zeid, 2019). A pesar de ello, el uso de los HCM para simular distintas políticas de movilidad sostenible –dirigidas a modificar el comportamiento de elección modal— ha sido criticado. De hecho, el problema precisamente surge cuando los distintos escenarios se

instrumentalizan a través de cambios en los valores de las propias variables latentes. Sin embargo, estas críticas no aplican cuando la simulación de políticas de movilidad se realiza mediante escenarios que alteran los valores de otras variables explicativas (Chorus & Kroesen, 2014). Por el contrario, otra corriente de la literatura no están de acuerdo con que los HCM no se pueden utilizar para analizar políticas, mediante la variación de los valores de las variables latentes (Krueger et al., 2018; Vij & Walker, 2016)

Actualmente la discusión sigue abierta en la literatura y es necesario aportar mayor evidencia empírica sobre el uso de HCM para el análisis de políticas de movilidad. Hasta el momento, no existe ningún estudio en la literatura de elección modal que emplee HCM y que realice un análisis de sensibilidad de la simulación de políticas, mediante variación de los atributos de las alternativas, a la vez que se emplean el logit multinomial y el logit mixto para estimar los modelos de elección. De este modo, en este apartado se persigue testar cómo los cambios en los valores de los atributos —tiempo y coste—, asociados a las alternativas motorizadas —coche y bus—, impactan sobre las probabilidades de elección de cada modo de transporte perteneciente al conjunto de alternativas disponibles —caminata, bus y coche—. Con el fin de lograr este objetivo, se simulan diferentes escenarios futuros, en todos los modelos presentados en el apartado anterior, y se calculan las variaciones de las cuotas de mercado (porcentaje de la demanda total que posee cada modo de transporte) respecto del escenario actual, para cada modo de transporte en cada modelo considerado.

Además, el procedimiento empleado se encuentra metodológicamente alineado con estudios recientes, en los que no sólo se emplea esta metodología para predecir diferentes escenarios, a partir de un modelo calibrado, sino también como un modo de validación del propio modelo (Domarchi et al., 2019). Si bien existen otras formas de validar los HCM (Sottile, Sanjust di Teulada, Meloni, & Cherchi, 2018), no siempre se cuenta con una muestra de datos suficientemente grande como para poder reservar una parte, y aplicar sobre ella el modelo ya calibrado, para posteriormente comparar los resultados. Finalmente, la evidencia empírica que aporta el siguiente análisis constituye una útil herramienta para todos los agentes involucrados en la definición de políticas de movilidad sostenible; así como un marco de referencia para el análisis de sensibilidad de la simulación de políticas de transporte, en base al modelo econométrico considerado.

Los escenarios fueron implementados en todos los modelos de elección modal calibrados, cuyos resultados se presentaron en el apartado anterior. Además, los escenarios consideran la implementación de diferentes políticas de movilidad sostenible. El objetivo común es el incremento en la cuota de mercado del transporte público:

1. Escenario 1: En este escenario se consideran reducciones en la tarifa del bus, de diferente magnitud (10%, 20%, 30%, 40% y 50%), respecto de los niveles actuales. Por ejemplo, este escenario se puede alcanzar a través del desarrollo de políticas de transporte que incrementen el nivel de los subsidios entregado al transporte público.
2. Escenario 2: En este escenario se consideran reducciones en el tiempo de viaje del bus, de diferente magnitud (10%, 20%, 30%, 40% y 50%), respecto de los niveles actuales. Por ejemplo, este escenario se puede alcanzar a través de la implementación de carriles exclusivos para el bus, puesto que incrementan la velocidad de operación.
3. Escenario 3: En este escenario se consideran reducciones en el tiempo de espera del bus, de diferente magnitud (10%, 20%, 30%, 40% y 50%), respecto de los niveles actuales. Por ejemplo, este escenario se puede alcanzar mediante la mejora en el cumplimiento de las frecuencias programadas —implementando mejoras en la coordinación y explotación de la flota de autobuses, o utilizando los usuarios aplicaciones móviles—.
4. Escenario 4: En este escenario se consideran incrementos en el coste del uso del coche, de diferente magnitud (10%, 20%, 30%, 40% y 50%), respecto de los niveles actuales. Por ejemplo, este escenario se puede alcanzar mediante el incremento de los costes de aparcamiento, o de los impuestos que recaen sobre los vehículos privados, directa (impuesto de circulación) o indirectamente (impuestos sobre el combustible).
5. Escenario 5: En este escenario se consideran incrementos en el tiempo de viaje del coche, de diferente magnitud (10%, 20%, 30%, 40% y 50%), respecto de los niveles actuales. Por ejemplo, este escenario se puede alcanzar mediante la reducción de plazas de aparcamiento, la reducción de la velocidad de operación en diferentes áreas de la ciudad, la reducción de los carriles de circulación para los vehículos privados, o la implementación de zonas restringidas al tráfico de vehículos privados.

En definitiva, el Escenario 1, el Escenario 2 y el Escenario 3 inciden sobre la promoción del uso del transporte público, a través de medidas que reducen la tarifa del bus, así como sus tiempos de viaje y de espera, respectivamente. Por otro lado, el Escenario 4 y el Escenario 5 inciden sobre la penalización del uso del vehículo privado, a través de medidas que incrementan el coste de uso del coche y su tiempo de viaje, respectivamente. Es decir, los diferentes escenarios combinan medidas de fomento del uso del bus y de penalización del uso del coche.

Por otro lado, la Tabla 20 muestra los principales resultados de las simulaciones de cada escenario. En particular, esta tabla muestra la variación en las cuotas de mercado de cada modo de transporte, respecto de sus niveles iniciales —expresada en términos porcentuales—, debidas a los cambios en los atributos de las alternativas, derivados de la implementación de cada política en cada escenario. En términos generales, se observa que todas las políticas de transporte simuladas en cada escenario tienen un efecto positivo en el incremento de la cuota de mercado del bus. Del mismo modo, la magnitud de las variaciones en la cuota de mercado del bus se va incrementando a medida que lo hacen las variaciones en los distintos atributos de las alternativas, para todos los escenarios y todos los modelos, con dos excepciones en el escenario 3 y 5, para el modelo logit mixto sin variables latentes (ML). Además, se observa que los mayores incrementos porcentuales en las cuotas de mercado para el bus se asocian, en todos los escenarios, al modelo logit mixto que incorpora variables latentes (HCMML), excepto en el Escenario 4, en el cual se deben al modelo logit multinomial con variables latentes (HCMMNL). De este modo, los modelos que incluyen las variables latentes ya no sólo son los modelos más explicativos, tal y como se mostró en el apartado anterior, sino que también son los que muestran mayores impactos en las cuotas de mercado del bus ante la implementación de las mismas políticas. Es decir, la incorporación de variables latentes como variables explicativas de la probabilidad de elección de cada alternativa, aumenta la magnitud del impacto de las políticas.

Tabla 20. Variación en las cuotas de mercado

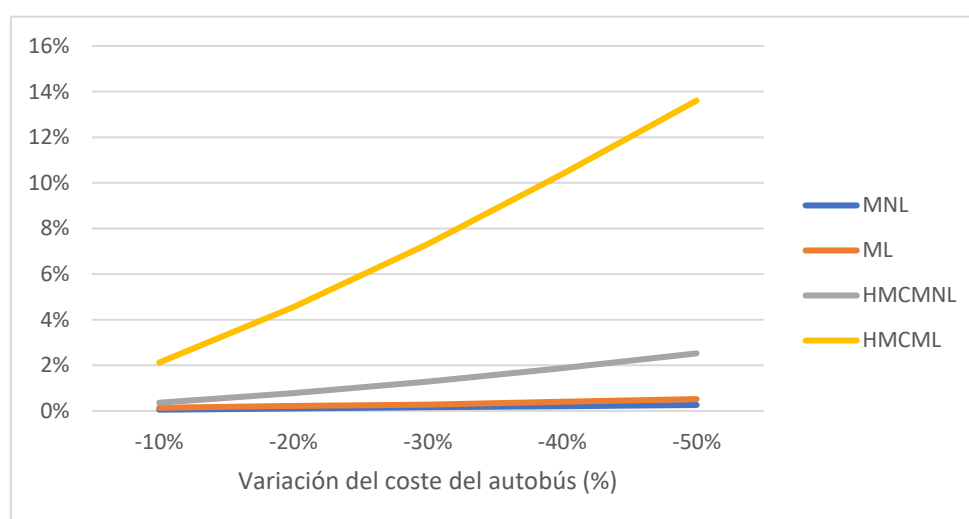
	Variación	MNL			ML			HCMMNL			HCMML		
		Caminata	Coche	Bus	Caminata	Coche	Bus	Caminata	Coche	Bus	Caminata	Coche	Bus
Escenario 1 (Reducción en la tarifa del bus)	-10%	0.00%	-0.05%	0.05%	-0.04%	-0.10%	0.14%	0.00%	-0.36%	0.36%	-1.23%	-0.89%	2.12%
	-20%	0.00%	-0.10%	0.10%	-0.06%	-0.15%	0.21%	0.00%	-0.79%	0.79%	-2.59%	-1.97%	4.56%
	-30%	0.00%	-0.16%	0.16%	-0.08%	-0.20%	0.27%	0.00%	-1.29%	1.29%	-4.19%	-3.13%	7.32%
	-40%	0.00%	-0.21%	0.21%	-0.10%	-0.29%	0.40%	0.00%	-1.87%	1.87%	-5.82%	-4.56%	10.38%
	-50%	0.00%	-0.26%	0.26%	-0.15%	-0.37%	0.52%	0.00%	-2.52%	2.52%	-7.55%	-6.06%	13.61%
Escenario 2 (Reducción en el tiempo de viaje del bus)	-10%	0.00%	-0.06%	0.06%	-0.06%	-0.11%	0.17%	0.00%	-0.06%	0.06%	-0.18%	-0.17%	0.35%
	-20%	0.00%	-0.15%	0.15%	-0.10%	-0.22%	0.32%	0.00%	-0.13%	0.13%	-0.32%	-0.36%	0.68%
	-30%	0.00%	-0.28%	0.28%	-0.13%	-0.39%	0.52%	0.00%	-0.19%	0.19%	-0.58%	-0.47%	1.05%
	-40%	0.00%	-0.49%	0.49%	-0.18%	-0.71%	0.89%	0.00%	-0.26%	0.26%	-0.76%	-0.67%	1.44%
	-50%	0.00%	-0.81%	0.81%	-0.25%	-1.16%	1.41%	0.00%	-0.34%	0.34%	-0.95%	-0.82%	1.77%
Escenario 3 (Reducción en el tiempo de espera del bus)	-10%	0.00%	0.00%	0.00%	-0.03%	-0.02%	0.05%	0.00%	-0.06%	0.06%	-0.21%	-0.18%	0.40%
	-20%	0.00%	0.00%	0.00%	-0.04%	-0.01%	0.05%	0.00%	-0.13%	0.13%	-0.39%	-0.39%	0.79%
	-30%	0.00%	0.00%	0.00%	-0.05%	0.03%	0.03%	0.00%	-0.20%	0.20%	-0.70%	-0.52%	1.22%
	-40%	0.00%	0.00%	0.00%	-0.07%	0.01%	0.06%	0.00%	-0.28%	0.28%	-0.93%	-0.75%	1.68%
	-50%	0.00%	0.00%	0.00%	-0.10%	0.01%	0.09%	0.00%	-0.37%	0.37%	-1.16%	-0.93%	2.10%
Escenario 4 (Incremento en el coste del uso del coche)	+10%	0.00%	-0.09%	0.09%	-0.02%	-0.15%	0.17%	0.00%	-0.40%	0.40%	0.28%	-0.59%	0.31%
	+20%	0.00%	-0.18%	0.18%	-0.02%	-0.26%	0.28%	0.00%	-0.84%	0.84%	0.61%	-1.21%	0.60%
	+30%	0.00%	-0.27%	0.27%	-0.02%	-0.36%	0.39%	0.00%	-1.33%	1.33%	0.81%	-1.74%	0.92%
	+40%	0.00%	-0.38%	0.38%	-0.03%	-0.54%	0.57%	0.00%	-1.84%	1.84%	1.11%	-2.37%	1.26%
	+50%	0.00%	-0.50%	0.50%	-0.06%	-0.71%	0.77%	0.00%	-2.37%	2.37%	1.41%	-2.95%	1.54%
Escenario 5 (Incremento en el tiempo de viaje del coche)	+10%	0.00%	-0.01%	0.01%	-0.03%	-0.04%	0.06%	0.00%	-0.03%	0.03%	0.35%	-0.71%	0.37%
	+20%	0.00%	-0.02%	0.02%	-0.04%	-0.03%	0.07%	0.00%	-0.06%	0.06%	0.73%	-1.45%	0.72%
	+30%	0.00%	-0.03%	0.03%	-0.05%	-0.01%	0.05%	0.00%	-0.10%	0.10%	1.00%	-2.10%	1.11%
	+40%	0.00%	-0.03%	0.03%	-0.06%	-0.04%	0.10%	0.00%	-0.13%	0.13%	1.35%	-2.85%	1.50%
	+50%	0.00%	-0.04%	0.04%	-0.10%	-0.04%	0.14%	0.00%	-0.16%	0.16%	1.70%	-3.53%	1.83%

Fuente: Elaboración propia

El Escenario 1 (reducción de la tarifa del bus) es el que presenta las mayores variaciones en la cuota de mercado del bus en comparación con el resto de los escenarios, alcanzando un aumento máximo de 13,61% ante una reducción del 50% en el precio del bus. Además, este resultado es coherente con el hecho de que la elasticidad directa del precio del bus respecto a su propia demanda es la mayor de las calculadas en el apartado anterior (-1.67). El Escenario 3 y 4 presentan valores máximos similares, aunque ligeramente superiores en este último caso (2.37% vs. 2.10%). Finalmente, el Escenario 2 y 5 son los que tienen unos valores máximos más pequeños, aunque ligeramente superiores en el Escenario 5 (1.77% vs. 1.83%).

En términos particulares, el Escenario 1 presenta sus menores valores para el modelo logit multinomial (0.05%, 0.10%, 0.16%, 0.21%, 0.26%), teniendo el modelo logit mixto unos valores en torno al doble de ellos para las diferentes reducciones del coste del bus (0.14%, 0.21%, 0.27%, 0.40%, 0.52%). La inclusión de variables latentes incrementa el efecto de las variaciones de la tarifa del bus sobre la cuota de mercado para el logit multinomial con variables latentes (0.36%, 0.79%, 1.29%, 1.87%, 2.52%), pero sobremanera en el caso del logit mixto con variables latentes (2.12%, 4.56%, 7.32%, 10.38%, 13.61%). Se puede observar en la Figura 6 la mayor magnitud de las variaciones para el modelo logit mixto con variables latentes respecto a los demás.

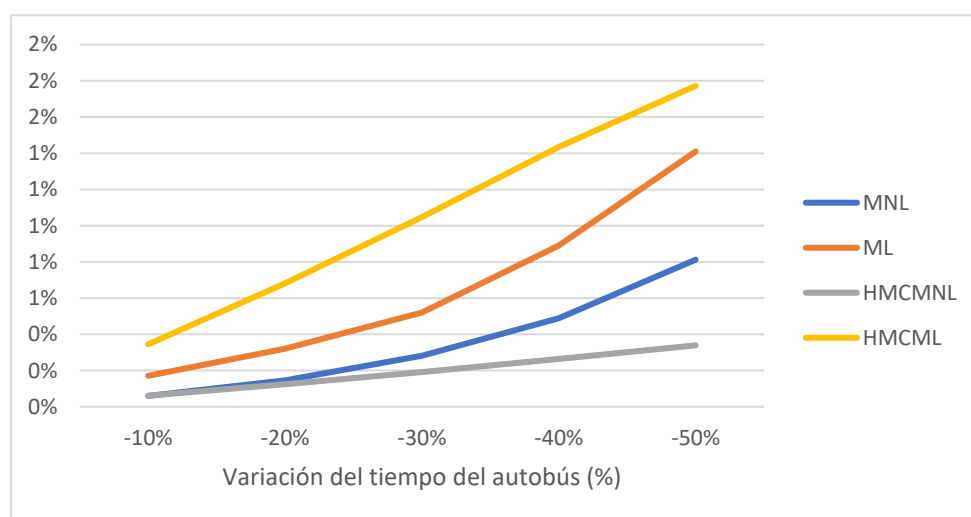
Figura 6. Variación de la cuota de mercado del autobús respecto a la tarifa del autobús



Fuente: Elaboración propia

El Escenario 2 presenta sus menores valores para el modelo logit multinomial con variables latentes (0.06%, 0.13%, 0.19%, 0.26%, 0.34%), teniendo el modelo logit multinomial unos valores ligeramente superiores que se van incrementando en mayor medida cuando lo hacen las reducciones en el tiempo de viaje del bus (0.06%, 0.15%, 0.28%, 0.49%, 0.81%). El logit mixto presenta unos valores superiores a ambos modelos (0.17%, 0.32%, 0.52%, 0.89%, 1.41%), pero los mayores valores se presentan en el caso del logit mixto con variables latentes (0.35%, 0.68%, 1.05%, 1.44%, 1.77%). Se puede observar en la Figura 7 la mayor magnitud de las variaciones para el modelo logit mixto con variables latentes respecto a los demás, pero en menor medida que en el Escenario 1.

Figura 7. Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de viaje del autobús

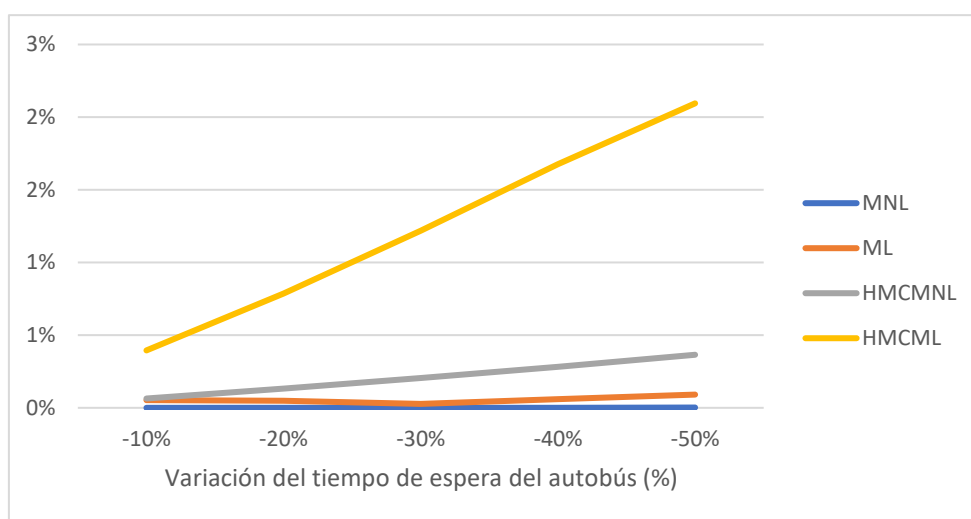


Fuente: Elaboración propia

El Escenario 3 presenta sus menores valores para el modelo logit multinomial, en cuyo caso no tiene ningún efecto sobre la cuota de mercado del bus ninguna reducción de su tiempo de espera. El modelo logit mixto tiene unos valores bajos que no se incrementan de forma sostenida ante sucesivas reducciones del tiempo de espera (0.05%, 0.05%, 0.03%, 0.06%, 0.09%). La inclusión de variables latentes incrementa el efecto de las reducciones del tiempo de espera sobre la cuota de mercado para el logit multinomial con variables latentes (0.06%, 0.13%, 0.20%, 0.28%, 0.37%), pero sobremanera en el caso del logit mixto con variables latentes (0.40%, 0.79%, 1.22%, 1.68%, 2.10%). Se puede

observar en la Figura 8 la mayor magnitud de las variaciones para el modelo logit mixto con variables latentes respecto a los demás.

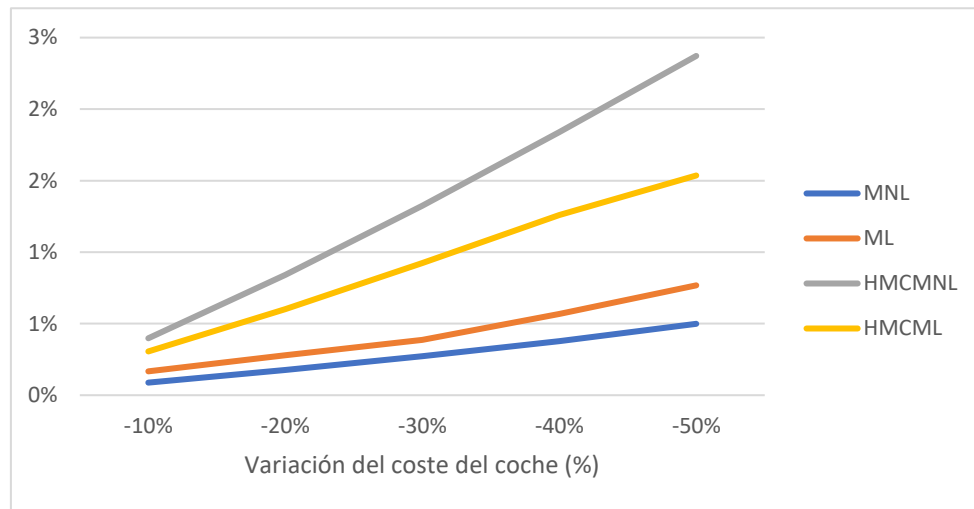
Figura 8. Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de espera del autobús



Fuente: Elaboración propia

El Escenario 4 presenta sus menores valores para el modelo logit multinomial (0.09%, 0.18%, 0.27%, 0.38%, 0.50%), teniendo el modelo logit mixto unos valores ligeramente superiores que se van incrementando en mayor medida cuando lo hacen los incrementos en el coste del coche (0.17%, 0.28%, 0.39%, 0.57%, 0.77%). La inclusión de variables latentes incrementa el efecto de los aumentos del coste de coche sobre la cuota de mercado para el logit mixto con variables latentes (0.31%, 0.60%, 0.92%, 1.26%, 1.54%), pero sobremanera en este caso lo hace para el logit multinomial con variables latentes (0.40%, 0.84%, 1.33%, 1.84%, 2.37%). Se puede observar en la Figura 9 la mayor magnitud de las variaciones para el modelo logit mixto con variables latentes respecto a los demás.

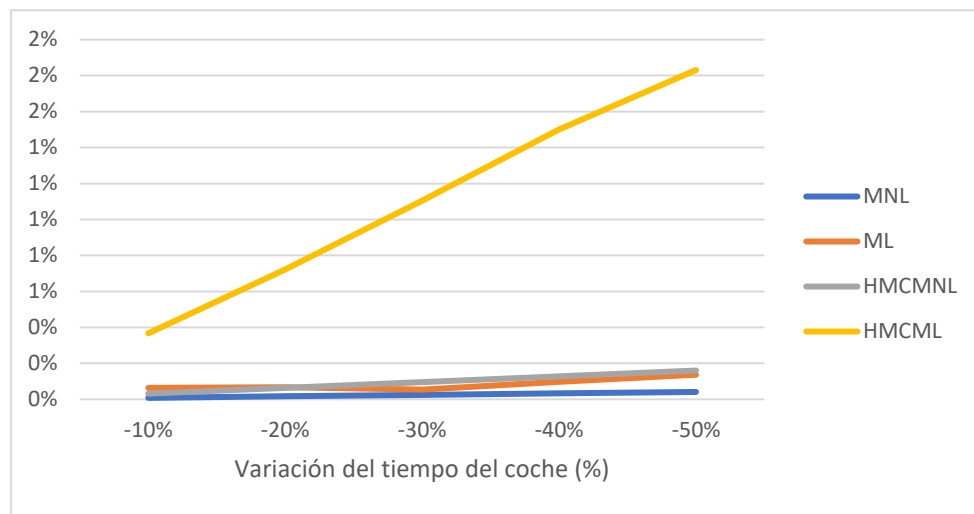
Figura 9. Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al coste de viaje del coche



Fuente: Elaboración propia

El Escenario 5 presenta sus menores valores para el modelo logit multinomial (0.01%, 0.02%, 0.03%, 0.03%, 0.04%). El modelo logit mixto tiene unos valores bajos que no se incrementan de forma sostenida ante sucesivas reducciones del tiempo de viaje en coche (0.06%, 0.07%, 0.05%, 0.10%, 0.14%). La inclusión de variables latentes incrementa el efecto de los aumentos del tiempo de viaje en coche sobre la cuota de mercado para el logit multinomial con variables latentes (0.03%, 0.06%, 0.10%, 0.13%, 0.16%), aunque se debe destacar que se presenta la excepción en términos de comparación con el modelo logit mixto para los dos primeros casos de reducción porcentual. Los mayores valores se presentan en el caso del logit mixto con variables latentes (0.37%, 0.72%, 1.11%, 1.50%, 1.83%). Se puede observar en la Figura 10 la mayor magnitud de las variaciones para el modelo logit mixto con variables latentes respecto a los demás.

Figura 10. Variación de la cuota de mercado del autobús respecto al tiempo de viaje del coche



Fuente: Elaboración propia

En resumen, las políticas encaminadas a fomentar el uso del bus, en particular mediante la reducción de su tarifa, causan un mayor impacto sobre el incremento en su cuota de mercado (el valor máximo es el 13.61%), frente a aquellas destinadas a penalizar el uso del vehículo privado (en el mejor de los casos, sólo se incrementa el 1.83% el uso del transporte público). Es decir, las políticas de fomento del uso del transporte público son más efectivas que las políticas de penalización del transporte privado, si el objetivo que se persigue es un incremento de la cuota de mercado del bus.

A pesar de la amplitud del análisis realizado en este trabajo, persisten algunas limitaciones, las cuales permiten apuntar algunas líneas de investigación futuras. En primer lugar, en los últimos años se han desarrollado investigaciones en las que se intenta abordar la problemática, que aún persiste, acerca de determinar la mejor forma de considerar las variables latentes dentro de los HCM. En este sentido, se deben señalar las diferencias existentes respecto a considerar las construcciones latentes de forma específica para los individuos o para las diferentes alternativas existentes en el conjunto de elección considerado. Asimismo, es necesario profundizar en las implicaciones de considerar los indicadores de percepción como variables continuas u ordinales, así como la influencia que tiene el nivel de complejidad asociado a los propios indicadores (F. J. Bahamonde-Birke, Kunert, Link, & Ortúzar, 2017; F. J. Bahamonde-Birke & Ortúzar, 2017; Márquez, Cantillo, & Arellana, 2018; Vij & Walker, 2016). Finalmente, la

estimación secuencial empleada en este trabajo es más flexible y exige menos coste computacional que el enfoque simultáneo. Sin embargo, el enfoque simultáneo proporciona estimadores eficientes e insesgados de los parámetros (Raveau, Ortuzar, et al., 2010), por lo que en el futuro sería interesante realizar estos análisis de sensibilidad empleando la estimación simultánea.

Finalmente, en este trabajo se ha determinado que el impacto que tiene la incorporación de variables latentes en los modelos de elección discreta es muy amplio. Los HCM impactan sobre el valor subjetivo del tiempo, las elasticidades, y el análisis de políticas de movilidad sostenible. Asimismo, los HCM son modelos que garantizan mejores resultados cuando el objetivo es evaluar. Por el contrario, cuando el objetivo es predecir, los resultados deben valorarse con prudencia. En definitiva, el modelador debe decidir qué modelo es mejor, y no fijar el HCM como la mejor solución a priori.

3.7 CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo es determinar el impacto que tiene la incorporación de las variables latentes, en los modelos de elección discreta, sobre el valor subjetivo del tiempo, las elasticidades, y el análisis de políticas de movilidad sostenible. Para ello ha sido necesario identificar las variables latentes relevantes en la elección modal en la ciudad de Santander –Seguridad y Comodidad-Confiability-Accesibilidad—, así como estimar modelos logit multinomial y logit mixto, con y sin variables latentes.

Los resultados muestran que los HCM tienen un fuerte impacto. En primer lugar, los HCM entregan mejores resultados en términos de ajuste del modelo. De este modo, la inclusión de variables latentes incrementa la capacidad explicativa de los modelos de elección. En segundo lugar, los HCM entregan valores menores para el VST de viaje en coche y valores mayores para el VST de viaje y el VST de espera del bus. En tercer lugar, los valores más altos para todas las elasticidades son obtenidos en el modelo HCMML, excepto en el caso de la elasticidad directa para el tiempo de viaje en coche. Este resultado indica que la inclusión de variables latentes y el uso del logit mixto tiende a aumentar los cálculos sobre la sensibilidad de los usuarios, así que los resultados de estos modelos deben ser tomados con cautela. Asimismo, los HCM aumentan los valores para la elasticidad del tiempo de viaje en bus, mientras disminuyen los correspondientes para el coche. En cuarto lugar, los HCM amplifican el impacto de las políticas de movilidad urbana sostenible, sobre las cuotas de mercado de cada modo de transporte, y sobrevaloran las reacciones en el comportamiento de viaje de los individuos. Es decir, los HCM sobrevaloran el efecto de las políticas de movilidad sostenible sobre el cambio modal. Asimismo, las políticas de fomento del uso del transporte público son más efectivas que las políticas de penalización del transporte privado, si el objetivo que se persigue es un incremento de la cuota de mercado del bus.

En definitiva, los HCM son modelos que garantizan mejores resultados cuando el objetivo es evaluar. Por el contrario, cuando el objetivo es predecir, los resultados deben valorarse con prudencia. Finalmente, el modelador debe decidir qué modelo es mejor, y no fijar el HCM como la mejor solución a priori.

3.8 REFERENCIAS

- Al-Ayyash, Z., Abou-Zeid, M., & Kaysi, I. (2016). Modeling the demand for a shared-ride taxi service: An application to an organization-based context. *Transport Policy*, 48, 169–182. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2016.02.013>
- Ashok, K., Dillon, W. R., & Yuan, S. (2002). Extending Discrete Choice Models to Incorporate Attitudinal and Other Latent Variables. *Journal of Marketing Research*, 39(1), 31–46. <https://doi.org/10.1509/jmkr.39.1.31.18937>
- Atasoy, B., Glerum, A., & Bierlaire, M. (2013). Attitudes towards mode choice in Switzerland. *Disp*, 49(2), 101–117. <https://doi.org/10.1080/02513625.2013.827518>
- Bahamonde-Birke, F., & de Dios Ortúzar, J. (2014). Is Sequential Estimation a Suitable Second Best for Estimation of Hybrid Choice Models? *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2429(1), 51–58. <https://doi.org/10.3141/2429-06>
- Bahamonde-Birke, F. J., & Hanappi, T. (2016). The potential of electromobility in Austria: Evidence from hybrid choice models under the presence of unreported information. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 83, 30–41. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.11.002>
- Bahamonde-Birke, F. J., Kunert, U., Link, H., & Ortúzar, J. de D. (2017). About attitudes and perceptions: finding the proper way to consider latent variables in discrete choice models. *Transportation*, 44(3), 475–493. <https://doi.org/10.1007/s11116-015-9663-5>
- Bahamonde-Birke, F. J., & Ortúzar, J. de D. (2014). On the variability of hybrid discrete choice models. *Transportmetrica A: Transport Science*, 10(1), 74–88. <https://doi.org/10.1080/18128602.2012.700338>
- Bahamonde-Birke, F. J., & Ortúzar, J. de D. (2017). Analyzing the continuity of attitudinal and perceptual indicators in hybrid choice models. *Journal of Choice Modelling*, 25, 28–39. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2017.01.003>
- Bartczak, A., Mariel, P., Chilton, S., & Meyerhoff, J. (2016). The impact of latent risk preferences on valuing the preservation of threatened lynx populations in Poland. *Australian Journal of Agricultural and Resource Economics*, 60(2), 284–306.

-
- Ben-Akiva, M., & Boccara, B. (1995). Discrete choice models with latent choice sets. *International Journal of Research in Marketing*, 12(1), 9–24. [https://doi.org/10.1016/0167-8116\(95\)00002-J](https://doi.org/10.1016/0167-8116(95)00002-J)
- Ben-Akiva, M., de Palma, A., McFadden, D., Abou-Zeid, M., Chiappori, P.-A., de Lapparent, M., ... Walker, J. (2012). Process and context in choice models. *Marketing Letters*, 23(2), 439–456. <https://doi.org/10.1007/s11002-012-9180-7>
- Ben-Akiva, M., McFadden, D., Gärling, T., Gopinath, D., Walker, J., Bolduc, D., ... Rao, V. (1999). Extended Framework for Modeling Choice Behavior. *Marketing Letters*, 10(3), 187–203. <https://doi.org/10.1023/A:1008046730291>
- Ben-Akiva, M., Mcfadden, D., Train, K., Walker, J., Bhat, C., Bierlaire, M., ... Munizaga, M. (2002). Hybrid Choice Models: Progress and Challenges. *Marketing Letters*, 13(3), 163–175.
- Ben-Akiva, M., Walker, J., Bernardino, A. T., Gopinath, D. A., Morikawa, T., & Polydoropoulou, A. (1999). Integration of Choice and Latent Variable Models. *In Perpetual Motion*, 431–470. <https://doi.org/10.1016/B978-008044044-6/50022-X>
- Bergantino, A. S., Bierlaire, M., Catalano, M., Migliore, M., & Amoroso, S. (2013). Taste heterogeneity and latent preferences in the choice behaviour of freight transport operators. *Transport Policy*, 30, 77–91. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2013.08.002>
- Bolduc, D., & Alvarez-Daziano, R. (2010). On Estimation of Hybrid Choice Models. In S. Hess & A. Daly (Eds.), *Choice Modelling: The State-of-the-art and The State-of-practice* (pp. 259–287). Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/9781849507738-011>
- Bolduc, D., Boucher, N., & Alvarez-Daziano, R. (2008). Hybrid Choice Modeling of New Technologies for Car Choice in Canada. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2082(1), 63–71. <https://doi.org/10.3141/2082-08>
- Bollen, K. A. (1989). *Structural Equations with Latent Variables*. (John Wiley and Sons, Ed.) (Wiley seri). Chichester.
- Bordagaray, M., Dell'Olio, L., Ibeas, Á., & Alonso, B. (2015). Modeling the Service Quality of Public Bicycle Schemes Considering User Heterogeneity. *International*
-

-
- Journal of Sustainable Transportation*, 9(8), 580–591.
<https://doi.org/10.1080/15568318.2013.838722>
- Cantillo, V., Arellana, J., & Rolong, M. (2015). Modelling pedestrian crossing behaviour in urban roads: A latent variable approach. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 32, 56–67. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2015.04.008>
- Cheng, L., Chen, X., Lam, W. H. K., Yang, S., & Wang, P. (2017). Improving Travel Quality of Low-Income Commuters in China. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2605(1), 99–108.
<https://doi.org/10.3141/2605-10>
- Cheng, L., Chen, X., Yang, S., Wang, H., & Wu, J. (2016). Modeling Mode Choice of Low-Income Commuters with Sociodemographics, Activity Attributes, and Latent Attitudinal Variables: Case Study in Fushun, China. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2581(1), 27–36.
<https://doi.org/10.3141/2581-04>
- Cherchi, E., & Ortúzar, J. D. E. D. (2002). Mixed RP / SP models incorporating interaction effects. *Transportation*, 29(4), 371–395.
<https://doi.org/10.1023/A:1016307308723>
- Chorus, C. G., & Kroesen, M. (2014). On the (im-)possibility of deriving transport policy implications from hybrid choice models. *Transport Policy*, 36, 217–222.
<https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.09.001>
- Comendador, J., Monzón, A., & López-Lambas, M. E. (2014). A General Framework to Testing the Effect of Transport Policy Measures to Achieve a Modal Shift: A Sequential Hybrid Model. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 162(Panam), 243–252. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.12.205>
- Cordera, R., Dell’Olio, L., Ibeas, A., & Ortúzar, J. de D. (2018). Demand for environmentally friendly vehicles: A review and new evidence. *International Journal of Sustainable Transportation*.
<https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1459969>
- Coto-Millán, P., García-Melero, G., & Sainz-González, R. (2014). Sensitivity of the subjective value of travel time for different microeconomic models: Empirical evidence for university students. *International Journal of Transport Economics*,
-

- Daly, A., Hess, S., Patruni, B., Potoglou, D., & Rohr, C. (2012). Using ordered attitudinal indicators in a latent variable choice model: a study of the impact of security on rail travel behaviour. *Transportation*, 39(2), 267–297. <https://doi.org/10.1007/s11116-011-9351-z>
- Daziano, R. A. (2012). Taking account of the role of safety on vehicle choice using a new generation of discrete choice models. *Safety Science*, 50(1), 103–112. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2011.07.007>
- Daziano, R. A. (2015). Inference on mode preferences, vehicle purchases, and the energy paradox using a Bayesian structural choice model. *Transportation Research Part B: Methodological*, 76(2015), 1–26. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2015.02.012>
- Daziano, R. A., & Rizzi, L. I. (2015). Analyzing the impact of a fatality index on a discrete, interurban mode choice model with latent safety, security, and comfort. *Safety Science*, 78, 11–19. <https://doi.org/10.1016/j.ssci.2015.04.008>
- Di Ciommo, F., Monzón, A., & Fernandez-Heredia, A. (2013). Improving the analysis of road pricing acceptability surveys by using hybrid models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 49, 302–316. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2013.01.007>
- Domarchi, C., Coeymans, J. E., & Ortúzar, J. de D. (2019). Shared taxis: modelling the choice of a paratransit mode in Santiago de Chile. *Transportation*, 46(6), 2243–2268. <https://doi.org/10.1007/s11116-018-9926-z>
- Efthymiou, D., & Antoniou, C. (2016). Modeling the propensity to join carsharing using hybrid choice models and mixed survey data. *Transport Policy*, 51, 143–149. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2016.07.001>
- Enam, A., Konduri, K. C., Pinjari, A. R., & Eluru, N. (2018). An integrated choice and latent variable model for multiple discrete continuous choice kernels: Application exploring the association between day level moods and discretionary activity engagement choices. *Journal of Choice Modelling*, 26, 80–100. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2017.07.003>
- Fernández-Antolín, A., Guevara, A., de Lapparent, M., & Bierlaire, M. (2016). Correcting for endogeneity due to omitted attitudes: Empirical assessment of a modified MIS method using RP mode choice data. *Journal of Choice Modelling*, 20,

-
- 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2016.09.001>
- Galdames, C., Tudela, A., & Carrasco, J.-A. (2011). Exploring the Role of Psychological Factors in Mode Choice Models by a Latent Variables Approach. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2230(1), 68–74. <https://doi.org/10.3141/2230-08>
- Glerum, A., Atasoy, B., & Bierlaire, M. (2014). Using semi-open questions to integrate perceptions in choice models. *Journal of Choice Modelling*, 10(1), 11–33. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2013.12.001>
- Glerum, A., Stankovikj, L., Thémans, M., & Bierlaire, M. (2014). Forecasting the Demand for Electric Vehicles: Accounting for Attitudes and Perceptions. *Transportation Science*, 48(4), 483–499. <https://doi.org/10.1287/trsc.2013.0487>
- Guevara, C. A. (2015). Critical assessment of five methods to correct for endogeneity in discrete-choice models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 82, 240–254. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.10.005>
- Gutiérrez, M., Cantillo, V., Arellana, J., & Ortúzar, J. de D. (2020). Estimating bicycle demand in an aggressive environment. *International Journal of Sustainable Transportation*. <https://doi.org/10.1080/15568318.2020.1734886>
- Hensher, D. A., Rose, J. M., & Greene, W. H. (2015). *Applied Choice Analysis* (2nd Editio). Cambridge: Cambridge University Press.
- Hess, S., & Beharry-Borg, N. (2012). Accounting for Latent Attitudes in Willingness-to-Pay Studies: The Case of Coastal Water Quality Improvements in Tobago. *Environmental and Resource Economics*, 52(1), 109–131. <https://doi.org/10.1007/s10640-011-9522-6>
- Hess, S., Spitz, G., Bradley, M., & Coogan, M. (2018). Analysis of mode choice for intercity travel: Application of a hybrid choice model to two distinct US corridors. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 116, 547–567. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.05.019>
- Hurtubia, R., & Bierlaire, M. (2014). Estimation of Bid Functions for Location Choice and Price Modeling with a Latent Variable Approach. *Networks and Spatial Economics*, 14(1), 47–65. <https://doi.org/10.1007/s11067-013-9200-z>
- Ibeas, A., Dell’Olio, L., & Barreda, R. (2011). Citizen involvement in promoting
-

-
- sustainable mobility. *Journal of Transport Geography*, 19(4), 475–487.
<https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2010.01.005>
- Ibeas, A., Dell’Olio, L., & Barreda, R. (2012). *Metodología de trabajo para la elaboración de encuestas y mystery shopping*.
- Jara-Díaz, S. R., & Farah, M. (1987). Transport demand and users’ benefits with fixed income: The goods/leisure trade off revisited. *Transportation Research Part B: Methodological*, 21(2), 165–170. [https://doi.org/10.1016/0191-2615\(87\)90014-2](https://doi.org/10.1016/0191-2615(87)90014-2)
- Jung, S.-Y., & Yoo, K.-E. (2016). A study on passengers’ airport choice behavior using hybrid choice model: A case study of Seoul metropolitan area, South Korea. *Journal of Air Transport Management*, 57, 70–79.
<https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.07.007>
- Kamargianni, M., Ben-Akiva, M., & Polydoropoulou, A. (2014). Incorporating social interaction into hybrid choice models. *Transportation*, 41(6), 1263–1285.
<https://doi.org/10.1007/s11116-014-9550-5>
- Kamargianni, M., Dubey, S., Polydoropoulou, A., & Bhat, C. (2015). Investigating the subjective and objective factors influencing teenagers’ school travel mode choice – An integrated choice and latent variable model. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 78, 473–488. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.06.011>
- Kim, J. H., Bae, Y. K., & Chung, J. H. (2012). Effects of personal proenvironmental attitudes on mode choice behavior. *Transportation Research Record*, (2274), 175–183. <https://doi.org/10.3141/2274-19>
- Kim, J., Rasouli, S., & Timmermans, H. (2014a). Expanding scope of hybrid choice models allowing for mixture of social influences and latent attitudes: Application to intended purchase of electric cars. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 69, 71–85. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2014.08.016>
- Kim, J., Rasouli, S., & Timmermans, H. (2014b). Hybrid Choice Models: Principles and Recent Progress Incorporating Social Influence and Nonlinear Utility Functions. *Procedia Environmental Sciences*, 22, 20–34.
<https://doi.org/10.1016/j.proenv.2014.11.003>
- Kim, J., Rasouli, S., & Timmermans, H. (2016). A hybrid choice model with a nonlinear utility function and bounded distribution for latent variables: application to purchase
-

-
- intention decisions of electric cars. *Transportmetrica A: Transport Science*, 12(10), 909–932. <https://doi.org/10.1080/23249935.2016.1193567>
- Kim, J., Rasouli, S., & Timmermans, H. (2017a). Satisfaction and uncertainty in car-sharing decisions: An integration of hybrid choice and random regret-based models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 95, 13–33. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2016.11.005>
- Kim, J., Rasouli, S., & Timmermans, H. J. P. (2017b). The effects of activity-travel context and individual attitudes on car-sharing decisions under travel time uncertainty: A hybrid choice modeling approach. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 56(August), 189–202. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.07.022>
- Kitrinou, E., Polydoropoulou, A., & Bolduc, D. (2010). Development of Integrated Choice and Latent Variable (ICLV) Models for the Residential Relocation Decision in Island Areas. In A. Hess, S. and Daly (Ed.), *Choice Modelling: The State-of-the-art and The State-of-practice* (pp. 593–618). Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/9781849507738-027>
- Krueger, R., Vij, A., & Rashidi, T. H. (2018). Normative beliefs and modality styles: a latent class and latent variable model of travel behaviour. *Transportation*, 45(3), 789–825. <https://doi.org/10.1007/s11116-016-9751-1>
- Lavieri, P. S., & Bhat, C. R. (2019). Investigating objective and subjective factors influencing the adoption, frequency, and characteristics of ride-hailing trips. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 105, 100–125. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.037>
- Liao, F., Molin, E., Timmermans, H., & van Wee, B. (2019). Consumer preferences for business models in electric vehicle adoption. *Transport Policy*, 73(October 2018), 12–24. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2018.10.006>
- Mabit, S. L., Cherchi, E., Jensen, A. F., & Jordal-Jørgensen, J. (2015). The effect of attitudes on reference-dependent preferences: Estimation and validation for the case of alternative-fuel vehicles. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 82, 17–28. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.08.006>
- Mahpour, A., Mamdoohi, A., HosseinRashidi, T., Schmid, B., & Axhausen, K. W.
-

-
- (2018). Shopping destination choice in Tehran: An integrated choice and latent variable approach. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 58, 566–580. <https://doi.org/10.1016/j.trf.2018.06.045>
- Maldonado-Hinarejos, R., Sivakumar, A., & Polak, J. W. (2014). Exploring the role of individual attitudes and perceptions in predicting the demand for cycling: a hybrid choice modelling approach. *Transportation*, 41(6), 1287–1304. <https://doi.org/10.1007/s11116-014-9551-4>
- Mariel, P., & Meyerhoff, J. (2016). Hybrid discrete choice models: Gained insights versus increasing effort. *Science of the Total Environment*, 568, 433–443. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.06.019>
- Márquez, L., Cantillo, V., & Arellana, J. (2014). How are comfort and safety perceived by inland waterway transport passengers? *Transport Policy*, 36, 46–52. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2014.07.006>
- Márquez, L., Cantillo, V., & Arellana, J. (2018). Assessing the influence of indicators' complexity on hybrid discrete choice model estimates. *Transportation*, 1–24. <https://doi.org/10.1007/s11116-018-9891-6>
- Márquez, L., Pico, R., & Cantillo, V. (2018). Understanding captive user behavior in the competition between BRT and motorcycle taxis. *Transport Policy*, 61(March 2017), 1–9. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2017.10.003>
- McFadden, D. (1986). The Choice Theory Approach to Market Research. *Marketing Science*, 5(4), 275–297. <https://doi.org/10.1287/mksc.5.4.275>
- McFadden, D., & Train, K. (2000). Mixed MNL models for discrete response. *Journal of Applied Econometrics*, 15(5), 447–470. Retrieved from www.jstor.org/stable/2678603
- Mokhtarian, P. L., & Salomon, I. (1997). Modeling the desire to telecommute: The importance of attitudinal factors in behavioral models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 31(1), 35–50. [https://doi.org/10.1016/S0965-8564\(96\)00010-9](https://doi.org/10.1016/S0965-8564(96)00010-9)
- Morikawa, Taka, Ben-Akiva, M., & McFadden, D. (2002). Discrete choice models incorporating revealed preferences and psychometric data. In *Advances in Econometrics* (Vol. 16, pp. 29–55). [https://doi.org/10.1016/S0731-9053\(02\)16003-](https://doi.org/10.1016/S0731-9053(02)16003-)
-

-
- Morikawa, Takayuki, & Sasaki, K. (1998). Discrete choice models with latent variables using subjective data. In *Travel Behaviour Research* (pp. 433–455). Elsevier.
- Motoaki, Y., & Daziano, R. A. (2015a). A hybrid-choice latent-class model for the analysis of the effects of weather on cycling demand. *Transportation Research Part A*, 75, 217–230.
- Motoaki, Y., & Daziano, R. A. (2015b). Assessing Goodness of Fit of Hybrid Choice Models. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2495(1), 131–141. <https://doi.org/10.3141/2495-14>
- Nazari, F., Noruzoliaee, M., & Mohammadian, A. (Kouros). (2018). Shared versus private mobility: Modeling public interest in autonomous vehicles accounting for latent attitudes. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 97(November), 456–477. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2018.11.005>
- O'Neill, V., Hess, S., & Campbell, D. (2014). A question of taste: Recognising the role of latent preferences and attitudes in analysing food choices. *Food Quality and Preference*, 32, 299–310. <https://doi.org/10.1016/j.foodqual.2013.10.003>
- Ortúzar, J. D. D., & Willumsen, L. G. (2008). *Modelos de Transporte*. Santander: Editorial de la Universidad de Cantabria.
- Paix, L. La, Cherchi, E., & Geurs, K. (2020). Role of perception of bicycle infrastructure on the choice of the bicycle as a train feeder mode. *International Journal of Sustainable Transportation*. <https://doi.org/10.1080/15568318.2020.1765223>
- Palma, D., Ortúzar, J. de D., Rizzi, L., & Casaubon, G. (2018). Modelling consumers' heterogeneous preferences: a case study with Chilean wine consumers. *Australian Journal of Grape and Wine Research*, 24(1), 51–61. <https://doi.org/10.1111/ajgw.12297>
- Palma, D., Ortúzar, J. de D., Rizzi, L. I., Guevara, C. A., Casaubon, G., & Ma, H. (2016). Modelling choice when price is a cue for quality a case study with Chinese wine consumers. *Journal of Choice Modelling*, 19, 24–39. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2016.06.002>
- Paulssen, M., Temme, D., Vij, A., & Walker, J. L. (2014). Values, attitudes and travel behavior: a hierarchical latent variable mixed logit model of travel mode choice.
-

-
- Transportation*, 41(4), 873–888. <https://doi.org/10.1007/s11116-013-9504-3>
- Prato, C. G., Bekhor, S., & Pronello, C. (2012). Latent variables and route choice behavior. *Transportation*, 39(2), 299–319. <https://doi.org/10.1007/s11116-011-9344-y>
- Raveau, S., Álvarez-Daziano, R., Yáñez, M. F., Bolduc, D., & de Dios Ortúzar, J. (2010). Sequential and Simultaneous Estimation of Hybrid Discrete Choice Models. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2156(1), 131–139. <https://doi.org/10.3141/2156-15>
- Raveau, S., Ortuzar, J. de D., & Yáñez, M. F. (2010). Análisis de los Enfoques Secuencial y Simultáneo para la Estimación de Modelos Híbridos de Elección Discreta. *Ingeniería de Transporte*, 14(1), 26–31.
- Rossetti, T., Guevara, C. A., Galilea, P., & Hurtubia, R. (2018). Modeling safety as a perceptual latent variable to assess cycling infrastructure. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 111, 252–265. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.03.019>
- Rungie, C. M., Coote, L. V., & Louviere, J. J. (2012). Latent variables in discrete choice experiments. *Journal of Choice Modelling*, 5(3), 145–156. <https://doi.org/10.1016/j.jocm.2013.03.002>
- Sagaris, L., & Ortuzar, J. D. D. (2015). Reflections on citizen-technical dialogue as part of cycling-inclusive planning in Santiago, Chile. *Research in Transportation Economics*, 53, 20–30. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2015.10.016>
- Sarkar, P. P., & Mallikarjuna, C. (2018). Effect of perception and attitudinal variables on mode choice behavior: A case study of Indian city, Agartala. *Travel Behaviour and Society*, 12, 108–114. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2017.04.003>
- Soto, J. J., Márquez, L., & Macea, L. F. (2018). Accounting for attitudes on parking choice: An integrated choice and latent variable approach. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 111(March), 65–77. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.03.003>
- Sottile, E., Sanjust di Teulada, B., Meloni, I., & Cherchi, E. (2018). Estimation and validation of hybrid choice models to identify the role of perception in the choice to cycle. *International Journal of Sustainable Transportation*, 13(8), 543–552.
-

<https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1490465>

- Tam, M. L., Lam, W. H. K., & Lo, H. P. (2010). Incorporating passenger perceived service quality in airport ground access mode choice model. *Transportmetrica*, 6(1), 3–17. <https://doi.org/10.1080/18128600902929583>
- Tarabay, R., & Abou-Zeid, M. (2019). Modeling the choice to switch from traditional modes to ridesourcing services for social/recreational trips in Lebanon. *Transportation*, 1–31. Retrieved from <https://link-springer-com.aurarialibrary.idm.oclc.org/article/10.1007%2Fs11116-019-09973-x>
- Temme, D., Paulssen, M., & Dannewald, T. (2008). Incorporating Latent Variables into Discrete Choice Models — A Simultaneous Estimation Approach Using SEM Software. *Business Research*, 1(2), 220–237. <https://doi.org/10.1007/BF03343535>
- Valeri, E., & Cherchi, E. (2016). Does habitual behavior affect the choice of alternative fuel vehicles? *International Journal of Sustainable Transportation*, 10(9), 825–835. <https://doi.org/10.1080/15568318.2016.1163445>
- Vij, A., & Walker, J. L. (2016). How, when and why integrated choice and latent variable models are latently useful. *Transportation Research Part B: Methodological*, 90, 192–217. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2016.04.021>
- Vinayak, P., Dias, F. F., Astroza, S., Bhat, C. R., Pendyala, R. M., & Garikapati, V. M. (2018). Accounting for multi-dimensional dependencies among decision-makers within a generalized model framework: An application to understanding shared mobility service usage levels. *Transport Policy*, 72, 129–137. <https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2018.09.013>
- Vredin Johansson, M., Heldt, T., & Johansson, P. (2006). The effects of attitudes and personality traits on mode choice. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 40(6), 507–525. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2005.09.001>
- Walker, J., & Ben-Akiva, M. (2002). Generalized random utility model. *Mathematical Social Sciences*, 43(3), 303–343. [https://doi.org/10.1016/S0165-4896\(02\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0165-4896(02)00023-9)
- Yáñez, M. F., Raveau, S., & Ortúzar, J. de D. (2010). Inclusion of latent variables in Mixed Logit models: Modelling and forecasting. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 44(9), 744–753. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2010.07.007>
- Yang, C., Wang, W., Li, Z., & Lu, J. (2009). Travel mode choice based on latent variable

enriched discrete choice model. *Proceedings of the 2nd International Conference on Transportation Engineering, ICTE 2009*, 1(Icte 2009), 4372–4377. [https://doi.org/10.1061/41039\(345\)720](https://doi.org/10.1061/41039(345)720)

Zhou, Z.-P., Liu, Y.-S., Wang, W., & Zhang, Y. (2013). Multinomial Logit Model of Pedestrian Crossing Behaviors at Signalized Intersections. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2013, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2013/172726>

**CAPÍTULO 4: VALOR SUBJETIVO DEL TIEMPO DE LOS USUARIOS DE
RIDESOURCING: UN MODELO DE ELECCIÓN DE CLASES LATENTES**

RESUMEN

La movilidad compartida está en expansión y el *ridesourcing* (servicio de taxi individualizado prestado por empresas como Uber) es su versión más pujante. Sin embargo, la elección modal que los usuarios hacen del *ridesourcing*, en lugar de optar por los modos de transporte convencionales, aún no ha sido suficientemente explorada y comprendida.

De este modo, el objetivo de este trabajo es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio.

Para ello se desarrolló un estudio de elección de modo en la ciudad de Viña del Mar (Chile). Inicialmente, se realizaron encuestas *online* de preferencias reveladas a usuarios del servicio de *ridesourcing* más popular en Uber, conocido como UberX. A continuación, se empleó un modelo de elección de clases latentes (LCCM) para modelizar la elección de UberX por parte de dos clases de usuarios. Finalmente, se caracterizó a los individuos pertenecientes a cada clase, se calculó su valor subjetivo del tiempo (VST) y se simularon distintos escenarios de tarificación de UberX.

Los resultados mostraron que la mayoría de los usuarios de UberX fueron jóvenes de 20-35 años con estudios universitarios. Asimismo, el 80% de la cuota modal de UberX fue capturada del transporte público, siendo marginal la sustitución del vehículo privado, y del taxi convencional. Sin embargo, las características socioeconómicas de ambas clases latentes fueron distintas, al igual que su VST. La clase latente 2 agrupó a los individuos mejor educados y con mayor renta. A su vez, la simulación de escenarios de tarificación mostró que el incremento del coste de UberX conllevó la sustitución mayoritaria de este modo por el taxi colectivo.

En definitiva, se constató la existencia de distintos segmentos de usuarios en los mercados de *ridesourcing*, diferenciados fundamentalmente por el nivel educativo y la renta. Además, se comprobó que diferentes clases de usuarios poseen diferentes comportamientos ante la elección del *ridesourcing*. Igualmente, se determinó que la segmentación de los mercados de *ridesourcing* es fundamental para poder entender su dinámica de funcionamiento.

4.1 INTRODUCCIÓN

La movilidad compartida está en expansión y el *ridesourcing* es su versión más pujante (Iqbal, 2020). El incremento de las cuotas modales experimentado por servicios como UberX —servicio de *ridesourcing* más popular en Uber— ha conllevado una amplia proliferación de investigaciones relacionadas con este sector (Tirachini, 2019). De este modo, los investigadores han tratado de cuantificar los impactos causados en diferentes ámbitos, como por ejemplo en la sustitución modal (Nie, 2017), o en las externalidades del transporte (Ward, Michalek, Azevedo, Samaras, & Ferreira, 2019). Asimismo, se ha tratado de determinar los factores motivacionales que han llevado a los usuarios a emplear el *ridesourcing* (Rayle, Dai, Chan, Cervero, & Shaheen, 2016), o a elegirlos en lugar de optar por otros modos de transporte alternativos (Asgari & Jin, 2020; Dong, 2020; Yan, Levine, & Zhao, 2019).

Sin embargo, algunos autores han señalado la necesidad de persistir en la realización de este tipo de estudios, con el fin de conocer adecuadamente la motivación de ambos lados del mercado (Button, 2020). Asimismo, otros autores han constatado la carencia de investigaciones sobre el *ridesourcing* en países en vías de desarrollo, ya que la práctica totalidad de los estudios existentes se limitan a países desarrollados. (Circella & Alemi, 2018). De este modo, la naturaleza inherentemente disruptiva de los mercados de movilidad compartida, así como los diferentes contextos existentes, han provocado que la competencia del *ridesourcing*, con los modos de transporte convencionales, aún no haya sido definitivamente comprendida (Habib, 2019). Además, algunas investigaciones han sugerido, que una cuidadosa segmentación del mercado sería beneficiosa para mejorar el conocimiento sobre los factores que determinan la elección de este tipo de servicios (Ho, Hensher, Mulley, & Wong, 2018). En este sentido, Alemi, Circella, Mokhtarian & Handy (2018) determinaron los factores que afectaban a la adopción del *ridesourcing* en California, empleando un modelo de elección de clases latentes (LCCM). Sus resultados mostraron que las características socioeconómicas eran distintas en cada clase de usuarios, así como las variables que afectaban a la adopción del *ridesourcing*. Por tanto, esta investigación evidenció la necesidad de segmentar a los individuos, si se quería entender claramente el funcionamiento de los mercados de *ridesourcing*. En definitiva, la elección que los usuarios hacen del *ridesourcing*, en lugar de optar por los modos de transporte convencionales, aún no ha sido suficientemente explorada y comprendida. De hecho, aún no existe en la literatura ningún estudio que

haya modelizado la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios, en un país en vías de desarrollo, con datos provenientes de encuestas de preferencias reveladas.

Por tanto, el objetivo de este trabajo es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios de UberX, frente a otros modos de transporte alternativos, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio. Para ello se desarrolló un estudio de elección de modo en la ciudad de Viña del Mar (Chile), una localidad de tamaño medio ubicada en la región de Valparaíso. La recolección de información se llevó a cabo mediante encuestas *online* de preferencias reveladas, realizadas a usuarios de UberX. Posteriormente, se empleó un LCCM para modelizar la elección modal del servicio de UberX, frente al resto de modos de transporte alternativos relevantes (micro, taxi colectivo, y vehículo privado), para dos clases de usuarios. Finalmente, se realizó un análisis a partir de la caracterización de los individuos pertenecientes a cada clase latente, el cálculo de su valor subjetivo del tiempo (VST) y la simulación de distintos escenarios de tarificación de UberX.

Este trabajo se estructura de la siguiente forma. En el siguiente apartado se presenta la revisión de la literatura en el ámbito de la movilidad compartida, haciendo hincapié en los estudios relacionados con el *ridesourcing*. En el apartado 3, se muestra la metodología empleada para la estimación del LCCM. En el apartado 4, se presenta el marco de actuación seguido para el diseño, implementación y análisis de la encuesta. En el apartado 5, se presentan los resultados obtenidos para la estimación del LCCM, los valores subjetivos del tiempo, y la caracterización de los usuarios pertenecientes a cada clase latente. En el apartado 6, se muestran los resultados de la simulación de escenarios de tarificación de Uber X, así como la discusión de todos los resultados obtenidos. Finalmente, en el último apartado se exponen las principales conclusiones.

4.2 REVISIÓN DE LA LITERATURA

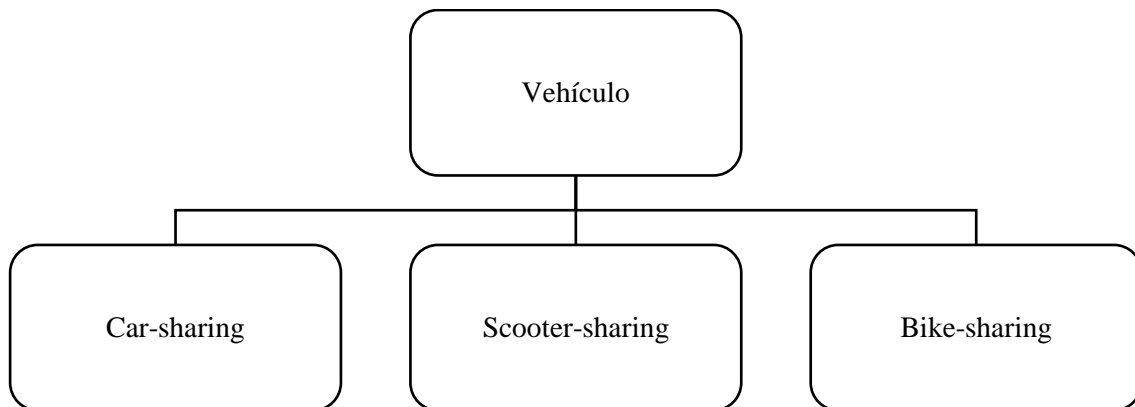
La economía compartida, o *sharing economy*, está de moda. Algunas empresas, como Uber o Airbnb, se han ido incorporando paulatinamente a nuestra cotidianidad, y se han convertido, ciertamente, en agentes económicos relevantes. Sin embargo, los sectores de la movilidad o del hospedaje, quizá los más populares dentro de la sociedad, no han sido los únicos en los que se han implementado plataformas de economía compartida. De hecho, también se han desarrollado en sectores tan dispares como son las finanzas, la energía, las telecomunicaciones o la educación (Ganapati & Reddick, 2018; Geissinger, Laurell, & Sandström, 2018). De este modo, la diversidad de las actividades económicas englobadas dentro de la economía compartida ha dificultado la propia definición del término. Además, el uso de otras expresiones sinónimas —por ejemplo, consumo o economía colaborativos— ha complicado aún más si cabe la tarea. Pese a ello, se ha podido identificar una visión común: la economía compartida ha sido un nicho de innovación, que ha descentralizado y alterado las estructuras económicas, sociales y tecnológicas establecidas previamente (Martin, 2016).

Sin embargo, algunos autores han sugerido expandir la definición de la economía compartida, subrayando la existencia de comportamientos no usuales en los mercados. En este sentido, Laurell & Sandstrom (2017) señalaron que las plataformas de economía compartida habían permitido el intercambio de bienes y servicios, tanto mediante prácticas habituales en los mercados (alquilar y vender) como no habituales (compartir, prestar, regalar, o intercambiar). Asimismo, otros autores han diferenciado entre economía bajo demanda (*on-demand economy*), en la que se crea capacidad al solicitar un servicio, y economía compartida, en la que se utiliza capacidad ociosa ya existente. En ese marco, Frenken & Schor (2017) destacaron que, para que se pudiese hablar de economía compartida, se debía conceder temporalmente acceso a activos que estaban infrautilizados. Es decir, según estos autores, la previa presencia de capacidad ociosa era una condición indispensable para la existencia de la economía compartida. Esta distinción entre economía bajo demanda y economía compartida ha sido muy relevante en la movilidad compartida, uno de los sectores más prominentes dentro de la economía compartida. Por ejemplo, estos mismos autores distinguieron que Uber, al igual que el resto de las empresas en su sector, proporcionaba tanto servicios de taxi personalizado (economía bajo demanda) como de *ridesplitting* (economía compartida), entre otros.

La movilidad compartida ha permitido a los usuarios acceder al uso de un modo de transporte de baja velocidad—bicicleta, coche, furgoneta, etc.—, cuando un viaje ha sido requerido en el corto plazo (Shaheen & Chan, 2016). Dentro de este sector, se han distinguido diferentes tipos de servicios, dependiendo de si se ha compartido el vehículo o el viaje. De acuerdo con Shaheen & Chan (2016), los principales tipos de servicios que han permitido compartir un vehículo se recogen en la Figura 11:

- *Car-sharing*: Este tipo de servicio ha permitido a los individuos disfrutar los beneficios del uso de un coche privado, pero sin el coste ni las cargas derivadas de su propiedad (por ejemplo, combustible, mantenimiento, seguro). Los usuarios normalmente han pagado una cuota de membresía, que les ha dado acceso a una flota de vehículos, y una tarifa, según el uso que realizaban de cada uno de ellos. Se han podido distinguir distintos modelos de negocio: *one-way*, *roundtrip* o *personal vehicle sharing*.
- *Scooter-sharing*: Este tipo de servicio ha sido una versión urbana del *car-sharing*, en la que el vehículo ha sido un scooter y el operador ha incluido en el servicio tanto el seguro como los cascos. Se han desarrollado diferentes modelos de negocio: *one-way* y *roundtrip*.
- *Bike-sharing*: Este tipo de servicio ha permitido a los usuarios acceder al uso de las bicicletas disponibles en una red de estaciones no atendidas, generalmente ubicadas en áreas urbanas. Aunque el modelo de negocio predominante ha sido de carácter público, también se ha podido encontrar el sistema *closed campus* y *peer-to-peer*.

Figura 11. Servicios de movilidad compartida, según tipo de vehículo compartido



Fuente: Elaboración propia (Adaptado de Shaheen & Chan (2016))

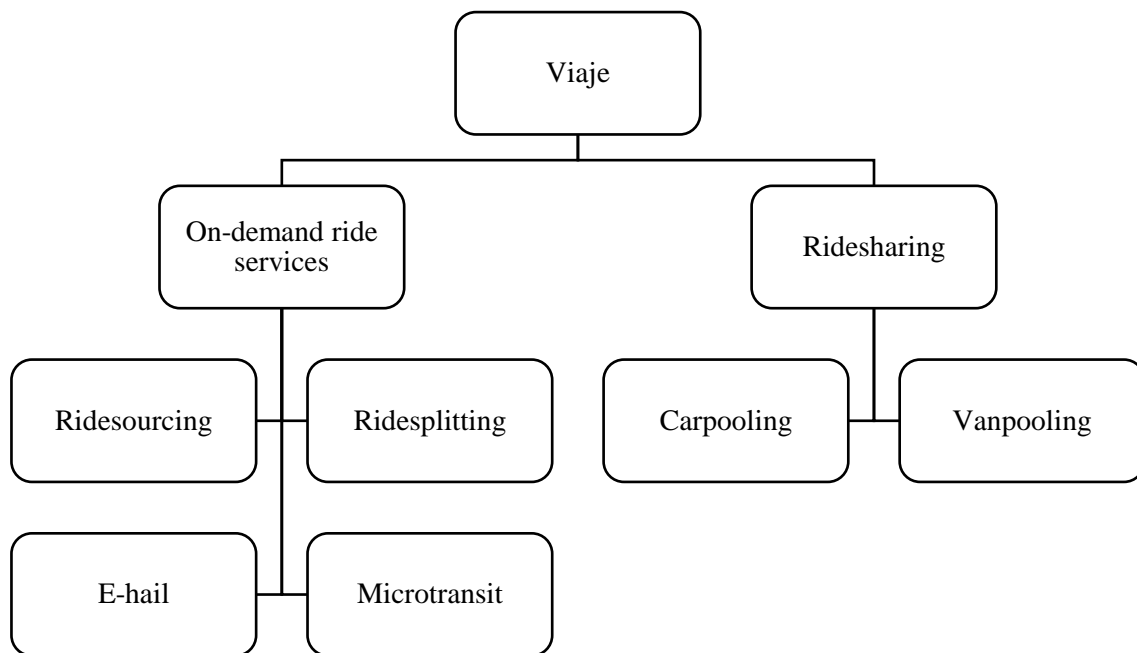
Por otro lado, también se han podido distinguir en la movilidad compartida diferentes tipos de servicios, según la clase de viaje compartido. En este sentido, se han identificado dos grandes áreas, basándose en la consideración de servicios tradicionales de *ridesharing* o servicios *on-demand*. De acuerdo con Shaheen & Chan (2016) y Shaheen & Cohen (2019), los principales tipos de servicios que han permitido compartir un viaje se recogen en la Figura 12:

- *Ridesharing* tradicional: Este tipo de servicio ha permitido concertar – formal o informalmente— un viaje compartido entre conductores y pasajeros con pares origen-destino similares. Los participantes han podido compartir los gastos operativos o la conducción del vehículo. Los principales servicios incluidos en esta categoría han sido:
 - *Carpooling*: Hace referencia a grupos de siete o menos individuos viajando juntos en un coche.
 - *Vanpooling*: Hace referencia a grupos de siete a 15 individuos viajando juntos en una furgoneta.

Los servicios se han podido clasificar en base a si los individuos se conocían previamente (*famypool* y *co-worker carpool*) o si el *ridesharing* surgió de forma casual (*IT-based casual carpool* y *casual carpooling*).

-
- Servicios *on-demand*: La principal diferencia respecto al *ridesharing* tradicional ha consistido en que el pasajero ha tenido que solicitar el viaje mediante el uso de una aplicación en un dispositivo móvil. Se han podido distinguir los siguientes tipos de servicios:
 - *Ridesourcing*: Hace referencia a la prestación de un servicio de taxi individualizado. Este tipo de servicio también ha sido conocido como *ridehailing*, *ridebooking* o *Transportation Network Companies* (TNC).
 - *Ridesplitting*: Hace referencia al servicio proporcionado por las TNC para que los pasajeros compartan un viaje a cambio de pagar un coste reducido. También ha sido conocido como *Dynamic ridesharing* (Sarriera et al., 2017).
 - *E-hail*: Hace referencia al servicio de taxi tradicional individualizado, que estos operadores han prestado a través del desarrollo de sus propias aplicaciones móviles. Asimismo, las empresas de taxi tradicionales también han prestado un servicio similar al *ridesplitting*, que ha sido conocido como *taxisharing*.
 - *Microtransit*: Hace referencia al servicio de microbús prestado por empresas privadas. Se ha podido distinguir entre servicios de ruta y horario fijos o servicios de ruta flexible con horario *on-demand*.

Figura 12. Servicios de movilidad compartida, según tipo de viaje compartido



Fuente: Elaboración propia (Adaptado de Shaheen & Chan (2016) y Shaheen & Cohen (2019))

Las TNC han ido proliferando en diferentes mercados geográficos. Además, de las ampliamente conocidas Uber o Lyft, que han dominado el mercado norteamericano, se ha podido encontrar a Didi en China, Grab en los países del sur de Asia y Ola en India. Sin embargo, el servicio de *ridesourcing* es el que más rápidamente ha crecido y mayor uso ha tenido por parte de los usuarios de la movilidad compartida (Circella & Alemi, 2018). Por ejemplo, en la ciudad de San Francisco (EE. UU.) alcanzó los 170.000 viajes en un día laborable representativo (Cooper, Castiglione, Mislove, & Wilson, 2018). En cambio, el servicio de *ridesplitting* sólo alcanzó cuotas de mercado entorno al 6-7%, en el total de viajes realizados por las TNC en la ciudad de Chengdu (China), en base a datos proporcionados por la propia Didi (Li, Pu, Li, & (Jeff) Ban, 2019).

Algunas plataformas de movilidad compartida han recibido severas críticas. En particular, Uber ha sido acusada de transferir riesgo a los usuarios, competencia desleal, creación de mercados ilegales y promoción de la evasión fiscal (Martin, 2016). Sin embargo, algunos autores han destacado los beneficios que las TNC pueden suponer para

la Movilidad como un Servicio (Maas) (Jittrapirom et al., 2017). Maas ha sido un concepto que ha evolucionado dentro del área de la integración de los sistemas de transporte. En esencia, Maas ha estado asociada con una movilidad no basada en la propiedad del vehículo privado, sino en el acceso a distintos servicios de transporte (Lyons, Hammond, & Mackay, 2019). De este modo, diversos autores han animado a la colaboración entre las administraciones públicas y las TNC (Alonso-González, Liu, Cats, Van Oort, & Hoogendoorn, 2018; Ambrosino, Nelson, Boero, & Pettinelli, 2016; Standing, Standing, & Biermann, 2019; Stiglic, Agatz, Savelsbergh, & Gradisar, 2018; Y. Zhang & Zhang, 2018). Incluso algunos autores han recomendado explícitamente que las administraciones públicas utilicen plataformas de economía compartida para complementar y suplementar servicios públicos (Ganapati & Reddick, 2018). Este proceso ya se inició; Uber integró por primera vez servicios de transporte público dentro de su aplicación en la ciudad de Denver (EE. UU.) (Reich, 2019).

Además, Uber también ha sido acusada de operar deliberadamente sin solicitar permiso en diferentes países (Pelzer, Frenken, & Boon, 2019). Su estrategia ha consistido en aprovechar las carencias regulatorias para establecerse en los distintos mercados locales. Esta política de hechos consumados le ha permitido presionar posteriormente a los legisladores, con el fin de lograr regulaciones que favorezcan sus intereses. Por ejemplo, San Francisco (EE. UU.) promulgó un nuevo marco regulatorio en 2013 que legalizó la operación de las TNC (Flores & Rayle, 2017). La estrategia de Uber fue clara. Se presentó como un innovador tecnológico, cuyos servicios eran ya una demanda de la sociedad, a la vez que lanzó una campaña para ganar apoyo público y empresarial. Asimismo, el hecho de que San Francisco (EE. UU.) fuese la sede de las principales TNC norteamericanas también pudo favorecer este cambio regulatorio. Sin embargo, la forma de proceder de Uber no ha sido diferente en otros países. En el caso de Londres (Inglaterra) actuó siguiendo la misma estrategia: primero comenzó sus operaciones y después presionó para obtener una regulación benévola con sus intereses (Dudley, Banister, & Schwanen, 2017).

Los marcos regulatorios se han ido desarrollando al mismo ritmo que lo han hecho las cuotas modales de las TNC. Este proceso ha sido denominado por algunos autores como regulación adaptativa (Aarhaug & Olsen, 2018). Asimismo, la forma de enfrentar este desafío regulatorio no ha sido único. Algunos autores han defendido que las regulaciones de las TNC y del taxi tradicional debían ser similares (Cetin & Deakin,

2019), mientras que otros autores han defendido regulaciones específicas para las TNC (Mohamed, Rye, & Fonzone, 2019). En todo caso, diferentes estudios han manifestado que no debería restringirse el crecimiento de este mercado, sino aprovechar su pujanza para actualizar las regulaciones del taxi tradicional. De este modo, se ha propuesto formular nuevos marcos regulatorios que velen por la seguridad de los usuarios, así como por la no existencia de monopolios o colusión, en un marco de libre elección para los consumidores (Harding, Kandlikar, & Gulati, 2016; Posen, 2015).

La intensidad y amplitud legislativa han variado considerablemente en función de los distintos contextos. Por ejemplo, en Estados Unidos las regulaciones han abarcado los permisos y tasas, los seguros y la responsabilidad financiera, los requerimientos del vehículo y del conductor, los requerimientos operacionales, las protecciones del pasajero, el reporte de información, y la autoridad competente (Moran & Lasley, 2017). Aunque este furor regulatorio alcanzó a la práctica totalidad del territorio, ha existido gran disparidad en el propio contenido de las normas (Beer, Brakewood, Rahman, & Viscardi, 2017). Sin embargo, los procesos regulatorios han sido claramente diferentes en otras áreas geográficas. Por ejemplo, en China se han desarrollado varios marcos regulatorios desde el año 2015, en el que se legalizó la operación de Uber. Una vez que Didi adquirió Uber China en 2016, los requerimientos se han ido elevando, junto con el volumen normativo (C. Zhang, 2019). Por otro lado, los marcos regulatorios en Europa han sido mucho más restrictivos para la operación de las TNC, ya que se ha tendido a proteger los intereses del sector del taxi tradicional (Thelen, 2018).

En cualquier caso, es indudable que la aparición de las TNC ha generado un fuerte impacto en el sector de la movilidad. De este modo, los investigadores han tratado de cuantificar los efectos causados en diferentes ámbitos, como por ejemplo en la sustitución modal (transporte público y taxi, fundamentalmente) o en las externalidades del transporte. Sin embargo, sigue siendo preciso persistir en la realización periódica de este tipo de estudios, debido a la naturaleza inherentemente cambiante de los mercados de movilidad compartida y a los diferentes contextos. A continuación, se muestra un resumen de los principales estudios relacionados con el impacto causado por las TNC en el transporte público, el taxi y las externalidades del transporte.

En relación con el transporte público, se han realizado estudios que han alcanzado conclusiones contradictorias. Por un lado, algunos autores determinaron que las TNC se apropiaban, en días laborables, de viajes realizados anteriormente en transporte público

(Lavieri, Dias, Juri, Kuhr, & Bhat, 2018). Asimismo, otros autores concluyeron que las TNC eran una amenaza, especialmente en el caso de viajes que requerían transbordos o recorrer largas distancias a pie (Schwieterman & Smith, 2018). Por otro lado, en algunas investigaciones se ha concluido lo contrario. Es decir, que las TNC complementaban al transporte público, e incluso ayudaban a incrementar el número de pasajeros (Asgari, Jin, & Corkery, 2018; Boisjoly et al., 2018). En este sentido, Hall, Palsson & Price (2018) llevaron a cabo un estudio con datos de 196 áreas metropolitanas en Estados Unidos, concluyendo que el número de pasajeros en el transporte público aumentó en promedio un 5%, una vez transcurridos dos años desde el inicio de operaciones de Uber.

Sin embargo, otros estudios han llegado a la conclusión de que las TNC complementan y sustituyen al transporte público al mismo tiempo (Jin, Kong, Wu, & Sui, 2018; Rayle et al., 2016). Por ejemplo, Jin, Kong & Sui (2019) realizaron un estudio en la ciudad de Nueva York (EE. UU.), concluyendo que Uber competía con los servicios de transporte público, excepto en áreas en las que la oferta de este tipo de servicios era insuficiente, en cuyo caso suponía un complemento. Asimismo, Young, Allen & Farber (2020) realizaron un estudio en Toronto (Canadá), determinando que la competencia se establecía en las horas punta y en viajes de similar duración, mientras que la complementariedad surgía cuando la alternativa de viaje en transporte público no era conveniente. Además, se ha encontrado que este efecto ambivalente de las TNC sobre el transporte público también dependía del número de operadores existentes. En este sentido, Nelson & Sadowsky (2019) realizaron un estudio en las principales áreas urbanas de Estados Unidos, concluyendo que el uso de transporte público aumentó cuando entró la primera TNC (Uber) pero disminuyó al entrar el segundo operador (Lyft). En todo caso, aunque algunos autores también han argumentado que las TNC ni complementan ni sustituyen al transporte público (Malalgoda & Lim, 2019), los estudios realizados hasta el momento han mostrado que el efecto sustitución de las TNC es más fuerte que el efecto de complementariedad (Tirachini, 2019).

En relación con el taxi tradicional, también se han realizado estudios que han alcanzado conclusiones contradictorias. Por un lado, algunos autores determinaron que la aparición de las TNC redujo la cantidad de pasajeros (Contreras & Paz, 2018; Young & Farber, 2019) y los ingresos de los taxistas (Berger, Chen, & Frey, 2018). Por ejemplo, Chang (2017) realizó un estudio en Taiwan, obteniendo que el ingreso de los taxistas se redujo un 12% durante el primer año de operación de Uber. La disminución fue aún mayor

durante el tercer año de operación, alcanzando un 18%. Igualmente, algunos estudios analizaron la competencia entre las TNC y el taxi tradicional bajo ciertas circunstancias de operación. Por ejemplo, Brodeur & Nield (2018) realizaron un estudio en Nueva York (EE. UU.) acerca del efecto que tenía la lluvia sobre el número de viajes realizados por Uber, Lyft y el taxi tradicional. El resultado fue que las TNC aumentaron sus viajes un 19%, mientras que el taxi tradicional sólo aumentó un 5%. Es decir, las TNC aumentaban su cuota modal en mayor medida, perjudicando claramente al taxi tradicional. La principal causa que encontraron fue la tarificación dinámica, que permitía a las TNC bajar los precios al aumentar la oferta de vehículos en esos momentos.

Por otro lado, algunos autores encontraron que la competencia de las TNC supuso un estímulo para el taxi tradicional. Por ejemplo, Nie (2017) realizó un estudio en la ciudad de Shenzhen (China) acerca del impacto del *ridesourcing* sobre la industria del taxi tradicional. Aunque concluyó que al principio se produjo una gran caída en la cantidad de pasajeros de los taxis, esta disminución duró poco tiempo. Los taxis fueron capaces de recuperar su nivel previo de operación, al mejorar su capacidad de competencia en las horas punta y en áreas de alta densidad poblacional. Asimismo, Kim, Baek & Lee (2018) realizaron un estudio acerca del impacto de Uber sobre la industria del taxi en la ciudad de Nueva York (EE. UU.). El estudio concluyó que el taxi modificó su modelo de negocio para mantener su posición en el mercado. El taxi tradicional buscó nuevos clientes en un área geográfica más grande de la ciudad, ya que fueron desplazados de la zona de Manhattan. Esta estrategia le permitió mantener sus niveles anteriores de viajes, ganancias y tasas de ocupación. Además, concluyeron que este proceso de destrucción creativa provocado por Uber tuvo un efecto positivo sobre el bienestar del consumidor. Finalmente, algunos autores han determinado que los mercados del taxi y de las TNC son distintos, en términos de características de los usuarios, tiempos de espera y tipo de viaje realizado (Rayle et al., 2016).

En relación con las externalidades del transporte, también se han realizado estudios que han alcanzado conclusiones contradictorias. Por un lado, algunos autores han concluido que las TNC han reducido el indicador kilómetro-vehículo recorrido (KVR), las emisiones, el consumo energético, la propiedad del vehículo privado y los accidentes. Por ejemplo, Martínez & Viegas (2017) realizaron un estudio en Lisboa (Portugal), concluyendo que la sustitución del vehículo privado, el bus y el taxi por modos compartidos se traducía en una reducción significativa del KVR y de las emisiones de

CO₂. Asimismo, Chen, Zheng, Wang & Chen (2018) realizaron un estudio en la ciudad de Hangzhou (China), concluyendo que el *ridesplitting* redujo el KVR, las emisiones y el consumo energético. En otro estudio realizado por Yu et al. (2017) en Pekín (China), se concluyó que los servicios de Didi generaban una reducción considerable del VKR, las emisiones de CO₂ y NO_x, el consumo energético y la disposición de adquirir un nuevo vehículo. En este último sentido, Ward, Michalek, Azevedo & Ferreira (2019) encontraron que la disponibilidad de las TNC en las ciudades de Estados Unidos redujo la propiedad del vehículo privado un 3,1% en promedio hasta el año 2015. Sin embargo, también otros autores han llamado la atención sobre una reducción de los beneficios medioambientales, debido al efecto rebote derivado de cambios en el comportamiento. Coulombel, Boutueil, Liu, Viguié & Yin (2019) realizaron un estudio en París (Francia) y advirtieron que podían producirse 4 clases de efectos que reducían este tipo de beneficios: efecto elección de ruta (realización de desvíos para evitar congestión), efecto cambio modal (sustitución del transporte público por el vehículo privado), efecto distancia (viajar mayores distancias) y efecto relocalización (relocalizar la vivienda fuera del centro urbano). Finalmente, Dills & Mulholland (2018) realizaron un estudio en Estados Unidos sobre el impacto de la operación de Uber sobre los accidentes, encontrando que redujo el número de positivos por alcoholemia y de accidentes mortales.

Por el contrario, algunos autores han concluido que las TNC han aumentado las externalidades del transporte. Por ejemplo, Henao & Marshall (2019) realizaron un estudio en la ciudad de Denver (EE. UU.), encontrando que los viajes en TNC supusieron un incremento en el KVR del 83,5%. Asimismo, Tirachini & Gómez-Lobo (2020) realizaron un estudio en Santiago (Chile), en el que concluyeron que el *ridehailing* incrementó el KVR. Además, algunos autores han concluido que el *ridehailing* ha aumentado el tráfico motorizado y la congestión (Nie, 2017; Tirachini, 2019). Por ejemplo, Erhardt et al. (2019) realizaron un estudio en San Francisco (EE. UU.) y concluyeron que las TNC eran las que más contribuían al crecimiento de la congestión del tráfico en la ciudad. Al mismo tiempo, también se ha determinado que las TNC han incrementado el consumo energético. Por ejemplo, Wenzel, Rames, Kontou & Henao (2019) realizaron un estudio en Austin (EE. UU.) en el que concluyeron que el efecto neto del *ridesourcing* sobre el consumo energético era un incremento entre el 41% y 90%, en comparación con la situación previa a la aparición de las TNC.

A pesar de la creciente proliferación de estudios sobre el impacto de las TNC, aún es necesario incrementar el número de investigaciones, dado que los resultados no han sido concluyentes. Del mismo modo, es necesario realizar estudios sobre aspectos relacionados con la propia operativa, como por ejemplo la fijación de los precios o la variabilidad de los tiempos de espera de los usuarios. Sin embargo, Uber no se ha destacado precisamente por facilitar datos sobre la oferta, la demanda y el algoritmo de fijación de precios (L. Chen, Mislove, & Wilson, 2015). Pese a esta limitación en la disponibilidad de datos, se han realizado algunas investigaciones acerca del mecanismo de fijación de precios y la variabilidad de los tiempos de espera. Ambos elementos revisten especial importancia, al incidir directamente sobre el bienestar de los usuarios.

En relación con el funcionamiento del algoritmo de fijación de precios de Uber, Chen, Mislove & Wilson (2015) realizaron simultáneamente un estudio en San Francisco (EE. UU.) y en Nueva York (EE. UU.). Los autores replicaron el comportamiento de la aplicación de Uber, dado que no dispusieron de los datos del propio operador. Sus resultados mostraron que Uber utilizaba para calcular los multiplicadores de precios el área de la ciudad, el tiempo de espera y la diferencia entre oferta y demanda. Asimismo, Jiao (2018) realizó un estudio en Austin (EE. UU.) con el fin de determinar los multiplicadores de aumento de precios que Uber utilizaba durante los periodos de alta demanda. Los datos fueron recolectados mediante la interfaz de programación de aplicaciones (API) de Uber. Los resultados mostraron que el número de aumentos repentinos en los precios de Uber se incrementaban durante los periodos de alta demanda. Sin embargo, la opacidad de Uber, al omitir datos en su API, no permitió desentrañar el proceso de fijación de precios. En todos caso, otros autores han concluido que en periodos de alta demanda, los consumidores eran perjudicados por las subidas de precios (Zha, Yin, & Du, 2018).

En relación con los tiempos de espera, se han realizado estudios sobre su variabilidad en diferentes contextos y para diferentes tipos de servicios de Uber. Por ejemplo, Hughes & MacKenzie (2016) realizaron un estudio sobre la variabilidad del tiempo de espera de UberX en Seattle (EE. UU.). Sus resultados mostraron que las zonas con mayor densidad de población y de empleados tenían tiempos de espera más bajos. Al mismo tiempo, determinaron que las zonas con bajos niveles de renta y mayor número de minorías no tenían mayores tiempos de espera. Igualmente, Wang & Mu (2018) realizaron un estudio de variabilidad del tiempo de espera de UberX y UberBLACK

(versión *premium* del servicio de *ridesourcing*) en Atlanta (EE. UU.). Los resultados mostraron que menores tiempos de espera estaban asociados a zonas con mayor densidad de población y de red de carreteras. Al mismo tiempo, determinaron que el nivel de renta y la raza no afectaban a los tiempos de espera. Asimismo, Shokoohyar, Sobhani & Sobhani (2020) realizaron un estudio sobre la variabilidad del tiempo de espera, la duración del viaje y el incremento de tarifa bajo condiciones climáticas extremas en Philadelphia (EE. UU.). Este estudio empleó datos obtenidos a través de las API de Uber y Lyft, tanto para los servicios de *ridesourcing* como de *ridesplitting*. Los resultados mostraron que todos los criterios considerados incrementaron sus valores en condiciones climáticas extremas durante los días laborables, pero descendieron durante los fines de semana.

Sin ninguna duda, las motivaciones de los usuarios para participar en la economía compartida, y especialmente en la movilidad compartida, también han atraído el interés de los investigadores. Algunos autores determinaron que los individuos participaban en la economía compartida por tres factores: sostenibilidad, disfrute de la actividad y ganancias económicas (Hamari, Sjöklint, & Ukkonen, 2016). Igualmente, otros autores determinaron que los factores motivacionales para participar en el *ridesharing* eran las ganancias económicas y de tiempo, la ansiedad asociada con el viaje y la actitud favorable hacia el propio *ridesharing*. Estos mismos autores también señalaron que dentro de los factores motivacionales no se encontraban el compromiso con la comunidad, la sustentabilidad, el altruismo y el disfrute de la actividad (Amirkiaee & Evangelopoulos, 2018).

En este campo, las investigaciones también se han dirigido hacia la determinación de los factores motivacionales para participar en los servicios de *ridesourcing*. Por ejemplo, Rayle et al. (2016) llevaron a cabo un estudio descriptivo de encuestas de interceptación, realizadas a usuarios de *ridesourcing* en la ciudad de San Francisco (EE. UU.). Obtuvieron que los principales usuarios eran jóvenes bien educados. Sus factores motivacionales fueron la búsqueda de tiempos de espera cortos y un servicio rápido puerta a puerta, mientras que al mismo tiempo evitaban los problemas asociados con conducir, como el aparcamiento o la imposibilidad de beber. Igualmente, los factores que han desmotivado el uso de este tipo de servicio por parte de la tercera edad también han sido de interés. Por ejemplo, Vivoda, Harmon, Babulal & Zikmund-Fisher (2018) desarrollaron un estudio descriptivo, complementado con el uso de técnicas de regresión,

de encuestas realizadas vía correo postal a adultos mayores en Michigan (EE. UU.). Determinaron que el *ridehailing* no era muy utilizado por este sector de la población, debido básicamente al desconocimiento que tenían de su uso. Asimismo, Yu & Peng (2020) realizaron un estudio con datos de la empresa RideAustin en Austin (EE. UU.), empleando modelos de ecuaciones estructurales. Su objetivo fue determinar el efecto que tenía en los usuarios el entorno respecto al uso de los servicios de *ridesourcing*. Los resultados mostraron que densidades más altas de población, empleo, sector servicios y carreteras, así como el acceso al metro para viajes al trabajo, motivaban mayores demandas de servicios de *ridesourcing*.

En el caso específico de Uber, también se han desarrollado investigaciones que han intentado determinar por qué los usuarios utilizaban sus servicios. En este sentido, Lee, Chan, Balaji & Chong (2018) realizaron un estudio en Hong Kong (China), empleando encuestas online realizadas a usuarios de Uber, junto con modelos de ecuaciones estructurales. Concluyeron que los factores motivacionales estaban asociados con los riesgos y beneficios percibidos, la confianza en la plataforma y las cualidades percibidas de la plataforma. Por su parte, Sarriera et al. (2017) realizaron un estudio descriptivo de encuestas online a usuarios de Uber o Lyft en Estados Unidos. Los factores motivacionales para el uso de *ridesplitting* fueron el tiempo, el coste, la comodidad, y la velocidad. Asimismo, encontraron que la sensación de inseguridad, principalmente en las mujeres, suponía un efecto desmotivador.

Por otro lado, los modelos de adopción del *ridesourcing* han sido una de las principales herramientas utilizadas para determinar los factores que motivaban su uso. Por ejemplo, Alemi, Circella, Handy & Mokhtarian (2018) realizaron un estudio para establecer los factores que afectaban la adopción de servicios *on-demand*, como Uber o Lyft, en California (EE. UU.). El análisis se centró en una población compuesta por *millennials* (nacidos entre 1981 y 1997) y miembros de la generación X (nacidos entre 1965 y 1980). El modelo de adopción consistió en un logit binario al que incorporaron diversas variables actitudinales. Sus resultados mostraron que los *millennials* de mayor nivel educativo y edad eran el grupo con mayor probabilidad de adopción. Asimismo, los individuos más inclinados a utilizar el *ridehailing* tenían unas actitudes más fuertes respecto a la defensa del medio ambiente, la aceptación de la tecnología y la búsqueda de variedad en la vida.

Posteriormente, estos mismos autores ampliaron su investigación con el fin de determinar los factores que motivaban la adopción del *ridehailing*, empleando la misma población —*millennials* y generación X en California— (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018). El modelo de adopción consistió en un logit binario de clases latentes, que les permitió al mismo tiempo modelar la adopción y segmentar la muestra en 3 clases de individuos. La primera clase estuvo compuesta por individuos que presentaban mayores tasas de adopción. Fundamentalmente, *millennials* que se habían emancipado y que tenían los niveles educativos más altos. La adopción del *ridehailing* de esta clase estuvo influenciada por dos variables: la familiaridad con la tecnología y la frecuencia de viajes de larga distancia realizados en modos de transporte distintos del coche. La segunda clase estuvo compuesta por individuos que presentaban la segunda tasa de adopción más alta. Fundamentalmente, *millennials* dependientes o miembros de la generación X de mayor edad, que tenían una situación económica pudiente y que vivían con sus familias. La adopción del *ridehailing* de esta clase estuvo influenciada por dos variables: la frecuencia de uso de aplicaciones móviles relacionadas con el transporte y el número de viajes de ocio de larga distancia realizados en avión. Finalmente, la tercera clase estuvo compuesta por individuos que presentaban las menores tasas de adopción. Fundamentalmente, los sujetos menos pudientes y con más bajos niveles educativos. La adopción del *ridehailing* de esta clase estuvo influenciada por el ingreso del hogar, la frecuencia de viajes de negocios de larga distancia no realizados en coche, la accesibilidad al transporte público, y el uso previo del taxi o del *car-sharing*. Esta investigación evidenció la necesidad de segmentar a los individuos, si se quería entender claramente el funcionamiento en estos mercados, ya que las características socioeconómicas eran distintas en cada clase, así como las variables que afectaban a la adopción del *ridehailing*.

Algunos autores han realizado conjuntamente investigaciones acerca de los factores que determinaban la adopción y la frecuencia de uso del *ridehailing*. Por ejemplo, Devaraj et al. (2020) realizaron un estudio en la ciudad de Chennai (India), empleando datos de encuestas a trabajadores y un modelo probit trivariante. Sus resultados mostraron que la adopción del *ridehailing* estuvo influenciada por tres factores: características sociodemográficas (principalmente, la posesión de un vehículo privado), características de localización (tanto del hogar como del lugar de trabajo) y la disponibilidad del transporte público. Sin embargo, la frecuencia de uso del *ridehailing* estuvo afectada por otro tipo de variables: restricciones asociadas con el trabajo, características de la actividad

(propósito, duración y momento del viaje) y la percepción de otros modos de transporte. Por tanto, esta investigación concluyó que los factores que afectaban a la adopción y la frecuencia de uso del *ridehailing* eran distintos. A este mismo resultado llegaron Mitra, Bae & Ritchie (2019) en un estudio realizado entre adultos mayores en Estados Unidos, empleando datos de la *National Household Travel Survey* y un modelo cero-inflado binomial negativo. Los individuos que tenían una mayor probabilidad de adoptar el *ridehailing* eran más jóvenes, más pudientes, vivían solos, residían en ciudades y tenían un mayor nivel educativo, o eran hombres con una condición médica que les hacía dependientes para desplazarse. Sin embargo, los individuos que tenían una mayor probabilidad de convertirse en usuarios frecuentes eran ancianos de mediana edad, con un menor nivel educativo o que no disponían de vehículo privado.

Además, las investigaciones de adopción también se han dirigido hacia la determinación de los factores motivacionales para participar en los servicios de *ridesplitting*. Por ejemplo, de Souza Silva, de Andrade & Alves Maia (2018) realizaron un estudio en Brasil, empleando encuestas online de preferencias reveladas y declaradas, así como el modelo logit binario. Sus resultados mostraron que la adopción de Uberpool (servicio *ridesplitting* de Uber) estaba influenciada por el coste y el tiempo de viaje, el desconocimiento de los otros pasajeros, la conciencia medioambiental, y sobremanera por la seguridad. Igualmente, Ho, Hensher, Mulley & Wong (2018) realizaron un estudio en Sidney (Australia) para determinar de qué dependía la elección de paquetes de Maas, en los que se incluían 4 modos de transporte: transporte público, *car-sharing*, taxi y Uberpool. Los autores emplearon datos de encuestas de preferencias declaradas y el modelo logit multinomial. Sus resultados establecieron que los usuarios infrecuentes del vehículo privado eran los que tenían mayor probabilidad de adopción, mientras que los que no eran usuarios del coche tenían la menor probabilidad. Al mismo tiempo, sugirieron que una cuidadosa segmentación del mercado era deseable en este tipo de estudios.

Al igual que con el *ridehailing*, algunos autores han investigado conjuntamente los factores que determinaban la adopción y la frecuencia de uso del *ridesplitting*. Por ejemplo, Lavieri & Bhat (2019) realizaron un estudio en Dallas (EE. UU.), empleando encuestas online de preferencias reveladas y el modelo de datos heterogéneos generalizado. Sus resultados indicaron que bajas densidades residenciales y la preocupación por la privacidad eran los dos principales elementos que disuadían la adopción del *ridesplitting*. Sin embargo, la frecuencia de uso estuvo afectada por la

búsqueda de diversidad en la vida, el ingreso del hogar (cuanto más nivel, mayor frecuencia), localización residencial (área urbana conlleva mayor frecuencia) y la disponibilidad de vehículo privado (cuanto mayor número, menor frecuencia).

Aunque los modelos de adopción han sido una de las herramientas más empleadas para determinar los factores motivacionales, otros autores han preferido utilizar modelos de cambio modal. Por ejemplo, Tang, Li, Yu & Wei (2019) realizaron un estudio en 10 ciudades chinas, empleando encuestas de preferencias reveladas y declaradas, que se completaron a través de la aplicación de Didi, así como el logit multinomial. Sus resultados mostraron que los usuarios urbanos del vehículo privado con un mayor nivel de ingresos y más miembros en la familia, a la vez que viajaban de manera menos frecuente y realizaban viajes cortos, presentaban una mayor probabilidad de abandonar el uso del coche y utilizar el *ridehailing*. Asimismo, Tarabay & Abou-Zeid (2019) realizaron un estudio en Beirut (Líbano), empleando encuestas de preferencias reveladas y declaradas a estudiantes de la Universidad Americana, así como un modelo logit binario híbrido con estimación simultánea. Sus resultados concluyeron que la probabilidad de cambiar al *ridesourcing* (Uber y Careem) para viajes recreacionales o sociales venía determinada por el tiempo de viaje puerta a puerta, el tiempo de espera en la recogida, las tarifas, y una variable latente que capturaba las actitudes y percepciones individuales hacia el *ridesourcing*. Finalmente, Wang, Chen & Chen (2019) realizaron un estudio en la ciudad de Hangzhou (China), empleando encuestas de preferencias reveladas y declaradas, realizadas mediante la aplicación de Didi, y el modelo logit binario. Sus resultados mostraron que las principales motivaciones para cambiar al *ridesplitting* eran el coste del viaje y los problemas de aparcamiento.

Finalmente, los modelos de elección modal se han empleado para determinar por qué los usuarios han elegido los servicios prestados por las TNC, en lugar de otros modos de transporte alternativos. Sólo un puñado de investigaciones de este tipo han podido desarrollarse hasta el momento, fundamentalmente por la dificultad para adquirir los datos necesarios para la estimación de los modelos. A continuación, se presentan los principales estudios de elección modal en los que se ha considerado como una alternativa el *ridesourcing* o el *ridesplitting*. Además, la Tabla 21 recoge los autores, el tipo de datos, el modelo de elección discreta y las variables explicativas empleadas.

En primer lugar, algunos autores han modelado la elección modal sólo entre el transporte público y el *ridesourcing* o el *ridesplitting*. Por ejemplo, Chavis & Gayah

(2017) realizaron un estudio en Baltimore (EE. UU.), empleando encuestas de preferencias declaradas a usuarios de transporte público, y diferentes modelos de elección modal (logit multinomial, logit jerárquico y logit binario). Consideraron escenarios de elección de modo entre servicios de ruta fija (autobús), servicios de ruta flexible (autobuses o furgonetas compartidas y con rutas flexibles) y servicios individuales (taxi tradicional, Uber o Lyft). Sus resultados concluyeron que los distintos tiempos considerados (acceso, espera, viaje) y el coste determinaban la elección modal. Asimismo, Dong (2020) realizó un estudio en Philadelphia (EE. UU.), empleando encuestas de preferencias declaradas a usuarios de Uber o Lyft, y el modelo logit mixto. Consideró escenarios de elección sólo entre el *ridehailing* y el transporte público. Sus resultados concluyeron que los individuos con mayor ingreso y mayores de 30 años estaban altamente dispuestos a elegir el *ridehailing*. Además, las mujeres estaban más dispuestas a elegir el *ridehailing*, al igual que los usuarios menos frecuentes del transporte público. Asimismo, el tiempo de acceso y dispersión del transporte público generaba más molestia que el tiempo de viaje en el vehículo y el tiempo de espera, tanto del transporte público como del *ridehailing*. Si bien se debe señalar, que el tiempo de espera para el *ridehailing* generaba menos molestia. Además, Azimi, Rahimi, Asgari & Jin (2020) realizaron un estudio en Estados Unidos, empleando encuestas de preferencias declaradas a usuarios de transporte público y de vehículo privado, y el modelos logit mixto. Consideraron escenarios de elección entre el transporte público, el *ridesourcing* y el *ridesplitting*. Sus resultados mostraron que el uso del *ridesourcing* por parte de los usuarios de transporte público venía determinada por el tiempo, el coste y los aspectos tecnológicos. Asimismo, el uso del *ridesourcing* por parte de los usuarios del vehículo privado venía determinado por el tiempo, el coste, la confiabilidad, la conveniencia, la comodidad y la reducción del estrés.

Tabla 21. Estudios de elección modal (ridesourcing y ridesplitting).

Autor	Datos	Elección	Variables explicativas
Chavis & Gayah (2017)	PD	MNL, HL, BL	Tiempos (acceso, espera, viaje), coste de viaje, socioeconómicas y actitudinales
Dong (2020)	PD	ML	Tiempos (acceso, espera, viaje), coste de viaje, transbordos y socioeconómicas
Azimi, Rahimi, Asgari & Jin (2020)	PD	ML	Tiempo y coste de viaje, socioeconómicas y actitudinales
Habib (2019)	PR	IAL, CMNL	Tiempo y coste de viaje, socioeconómicas
Asgari & Jin (2020)	PD	ECL	Tiempo y coste de viaje, socioeconómicas y actitudinales
Yan, Levine & Zhao (2019)	PD/PR	ML	Tiempo y coste de viaje, socioeconómicas y actitudinales

PR: Preferencias Reveladas; **PD:** Preferencias Declaradas

MNL: logit multinomial; **ML:** logit mixto; **HL:** logit jerárquico; **BL:** logit binario;

IAL: logit de disponibilidad independiente; **CMNL:** logit multinomial restringido; **ECL:** logit componente de error

Fuente: Elaboración propia

Otros autores han modelado la elección modal entre los modos de transporte convencionales y el *ridesourcing* o el *ridesplitting*. Por ejemplo, Habib (2019) realizó un estudio en Toronto (Canadá), empleando encuestas de preferencias reveladas a hogares y un modelo que combinaba el logit de disponibilidad independiente y el logit multinomial restringido. Consideró la elección entre diferentes modos de transporte: coche-conductor, coche-acompañante, transporte público, caminata, bicicleta taxi y Uber. Sus resultados concluyeron que el mayor competidor de Uber era el taxi tradicional, que era preferido por las personas más mayores. En cambio, los más jóvenes preferían Uber. Este patrón de comportamiento no mostró ninguna diferencia en base al género de los individuos. Además, los usuarios de Uber fueron menos sensibles al tiempo de viaje. Asimismo, los usuarios de taxi y de Uber fueron sensibles al coste por kilómetro del viaje. Asimismo, Asgari & Jin (2020) realizaron un estudio en 10 áreas metropolitanas de los Estados Unidos, empleando encuestas de preferencias declaradas y un modelo logit con componente de error. Consideraron escenarios de elección de modo entre modos convencionales (autobús y coche), servicios de viaje exclusivo (*ridesourcing*) y servicios de viaje compartido (*ridesplitting*). Sus resultados concluyeron que los hábitos actuaban como una barrera hacia los cambios en el comportamiento de elección, pero el coste de la movilidad privada podía ayudar a acabar con ellos. Además, Yan, Levine & Zhao (2019) realizaron un estudio en el campus de la Universidad de Michigan Ann Arbor (E.E. U.U.), empleando encuestas de preferencias declaradas y reveladas, y el modelo logit mixto. Consideraron escenarios de elección de modo entre caminata, bicicleta, coche, autobús y un sistema integrado de transporte público y *ridesourcing*. Sus resultados mostraron que los distintos tiempos considerados (acceso, espera, viaje), el coste del viaje, el tiempo y coste de aparcamiento, y el número de transbordos determinaban la elección modal.

En definitiva, la dificultad para adquirir los datos necesarios para modelar la elección modal ha supuesto una gran barrera para el desarrollo de este tipo de investigaciones. Ante la imposibilidad de obtener los datos de las TNC, los investigadores han tenido que emplear fundamentalmente datos de preferencias declaradas. Por este motivo, lo que se ha podido modelar más bien ha sido la hipotética elección modal de los usuarios, y no la que realmente han realizado en algún momento determinado. De este modo, la competencia de las TNC con los modos de transporte más convencionales aún no ha sido claramente esclarecida. Por tanto, esta investigación satisface la necesidad de

realizar estudios de elección modal de Uber con datos de preferencias reveladas. Asimismo, satisface la demanda en la literatura respecto a la necesidad de realizar estudios que permitan segmentar el mercado, al emplear el LCCM para modelar la elección modal. Finalmente, también se satisface la necesidad de realizar estudios sobre la movilidad compartida en países en vías de desarrollo, ya que la práctica totalidad de los estudios existentes se limitan a países desarrollados.

4.3 METODOLOGÍA

Los modelos de elección modal empleados en este trabajo han sido los LCCM. Estos modelos se componen de un modelo de pertenencia, que permite determinar si los individuos pertenecen a un determinado grupo (clase latente), y de un modelo de elección, que permite modelizar la elección de los individuos pertenecientes a cada grupo (clase latente). Es decir, una vez que se ha determinado cómo se agrupan los individuos, se puede modelizar la elección de cada clase latente, obteniendo diferentes modelos de elección para cada una de ellas. Los LCCM se originaron en el ámbito del marketing (Kamakura & Russell, 1989), aunque el desarrollo formal de su marco de actuación se realizó en el área del transporte (Gonipath, 1995). Posteriormente, Walker & Ben-Akiva (2002) los incluyeron en el nuevo marco generalizado de la utilidad aleatoria, junto con los modelos de elección discreta con variables latentes, el modelo logit mixto, y la combinación de datos de preferencias reveladas y declaradas.

Los LCCM permiten capturar la heterogeneidad observada y no observada, agrupando a los individuos en distintas clases, las cuales no son directamente identificables a partir de los datos (Walker & Ben-Akiva, 2002). Al igual que el análisis clúster de clases latentes, los LCCM permiten identificar las clases latentes, pero las estructuras de ambos modelos son totalmente diferentes (Molin, Mokhtarian, & Kroesen, 2016). Los LCCM asumen que los individuos sólo pueden pertenecer a una clase, pero la pertenencia es desconocida a priori. Sin embargo, el número de clases debe ser fijado también a priori por el modelador, con el fin de testar la inclusión de los individuos en cada una de ellas. Por ese motivo, el LCCM incluye un modelo de pertenencia, el cual predice la probabilidad de que un individuo pertenezca a cada clase latente. Asimismo, la probabilidad de pertenencia puede depender de alguna característica observable de los individuos o no, tal y como se asumió en esta investigación (S. H. Kim & Mokhtarian, 2018). Además, se asume que los individuos que pertenecen a cada clase conceden la misma importancia a cada una de las variables que determinan la elección. Por este motivo, el LCCM estima un modelo de elección para cada una de las clases. En definitiva, el LCCM entrega, para los modelos de elección, parámetros distintos entre clases (preferencias heterogéneas), pero iguales para los individuos pertenecientes a la misma clase (preferencias homogéneas).

En esta investigación se ha empleado el software NLOGIT®, que es el único software comercial que permite actualmente estimar LCCM. Sin embargo, NLOGIT® sólo permite que el modelador considere a priori la existencia de entre 2 y 5 clases latentes (Greene, 2012). De este modo, el proceso de determinación del mejor modelo consistió en estimar diferentes LCCM, en los que se consideraron distintas combinaciones de variables explicativas y distinto número de clases latentes. Una vez obtenidos los resultados de los LCCM, se seleccionó el mejor modelo en base a dos criterios: ajuste del modelo e interpretación de los resultados. Este es el procedimiento habitual de determinación del mejor LCCM que se ha seguido en la literatura (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018; Greene & Hensher, 2003)

Desde una perspectiva más formal, y dentro de la teoría de la utilidad aleatoria, los LCCM se pueden presentar del siguiente modo (Greene, 2012; Greene & Hensher, 2003). En primer lugar, la elección del individuo i entre J alternativas en la situación de elección t , dado que el individuo i está en la clase c , es aquella que maximiza su utilidad. Las funciones de utilidad vienen dadas por:

$$U_{jit/c} = \beta'_c x_{jit} + \varepsilon_{jit} \quad (4.1)$$

donde $U_{jit/c}$ es la utilidad de la alternativa j para el individuo i en la situación de elección t , dado que el individuo i está en la clase c , x_{jit} es el conjunto de atributos considerados en todas las funciones de utilidad, ε_{jit} es la heterogeneidad no observada para el individuo i y la alternativa j en la situación de elección t , y β'_c es el vector de parámetros específicos de cada clase. Asimismo, las probabilidades de elección dentro de cada clase son generadas por el modelo logit multinomial, y pueden ser calculadas como:

$$Prob[y_{it} = j | class = c] = \frac{\exp(\beta'_c x_{jit})}{\sum_{j=1}^J \exp(\beta'_c x_{jit})} \quad (4.2)$$

En segundo lugar, el modelo de pertenencia de los individuos viene dado por el modelo logit multinomial. Este modelo nos permite determinar la probabilidad de que

cada individuo pertenezca a cada una de las clases. Las probabilidades de pertenencia pueden ser calculadas como:

$$Prob[class = c] = Q_{ic} = \frac{\exp(\theta'_c z_i)}{\sum_{c=1}^C \exp(\theta'_c z_i)}, \theta_c = 0 \quad (4.3)$$

donde z_i representa un conjunto de características observables. Sin embargo, puede que no exista ninguna característica observable, y en ese caso el único elemento en z_i sería la constante específica de cada clase. Es decir, las probabilidades de pertenencia a cada una de las clases serían iguales al valor de las constantes específicas de cada clase, cuya suma valdría 1, por definición. De este modo, la probabilidad de que el individuo i elija la alternativa j es igual al valor esperado de las probabilidades de elección específicas de cada clase, considerando todas las clases. Esta probabilidad puede expresarse como:

$$\begin{aligned} Prob[y_{it} = j] &= E_c \left[\frac{\exp(\beta'_c x_{jit})}{\sum_{j=1}^J \exp(\beta'_c x_{jit})} \right] = \\ &= \sum_{c=1}^C Prob(class = c) \left[\frac{\exp(\beta'_c x_{jit})}{\sum_{j=1}^J \exp(\beta'_c x_{jit})} \right] \end{aligned} \quad (4.4)$$

Los LCCM han sido empleados en un número reducido de investigaciones para modelar la elección modal de los individuos. Algunos autores emplearon este tipo de modelos considerando limitados conjuntos de elección, que estaban conformados por la bicicleta eléctrica, el coche o el transporte público (Fu & Juan, 2017; Hurtubia, Nguyen, Glerum, & Bierlaire, 2014; Ma, Gerber, Carpentier, & Klein, 2015). Además, sólo en una ocasión se ha considerado como una alternativa disponible el *ridesharing* (Saxena, Hossein Rashidi, & Auld, 2019). Sin embargo, en ningún caso se han realizado investigaciones que hayan modelizado la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios mediante LCCM, en un país en vías de desarrollo, con datos provenientes de encuestas de preferencias reveladas, tal y como se consideró en esta investigación.

4.4 DATOS

En este apartado se detallan los principales aspectos relacionados con los datos que se han empleado en este capítulo. En primer lugar, se presenta el formulario de encuesta y la composición de la muestra. En segundo lugar, se presenta el análisis descriptivo de todos los datos recolectados.

4.4.1. DISEÑO DE ENCUESTA

El conjunto de datos que se empleó en esta investigación fue totalmente original. Asimismo, todos los trabajos necesarios para el desarrollo de este estudio fueron financiados íntegramente con fondos propios. El marco de actuación desarrollado para el diseño e implementación de la encuesta, así como el análisis descriptivo de los datos obtenidos, son presentados en este apartado.

El diseño del formulario de encuesta se realizó mediante un proceso de evaluación y rediseño. Inicialmente, se diseñó una versión preliminar, una vez revisada la literatura acerca de la modelación de la elección modal del *ridesourcing*, así como de los factores motivacionales para su uso (Alemi, Circella, Handy, et al., 2018; Asgari & Jin, 2020; Azimi et al., 2020; Chavis & Gayah, 2017; Dong, 2020; Habib, 2019; Ho et al., 2018; Rayle et al., 2016; Yan et al., 2019). Esta versión preliminar fue testada mediante la realización de 50 encuestas piloto a usuarios de los servicios de UberX en Viña del Mar (Chile). Como resultado de este proceso, se reformuló el diseño para reducir la extensión del formulario, y así aliviar la carga cognitiva necesaria para completar la encuesta. El formulario de encuesta definitivo (ver versión *offline* en el Anexo 3) permitió recolectar información de un viaje realizado en UberX, de las características socioeconómicas de los individuos y de los factores motivacionales para utilizar UberX.

La base de datos se obtuvo a partir de la realización de 2000 encuestas *online* de preferencias reveladas a usuarios de los servicios de UberX en la ciudad de Viña del Mar (Chile). Las encuestas fueron realizadas a lo largo de los meses de agosto, septiembre y octubre de 2017. Además, se solicitó a los encuestados que, para la información relativa al viaje, se considerase sólo los viajes realizados los martes, miércoles o jueves, de aquellas semanas en las que no existía ningún día festivo. Una vez depurada la base de datos, se obtuvieron finalmente 1912 encuestas válidas.

4.4.2. ANÁLISIS

Por otro lado, la Tabla 22 presenta la comparación entre las principales características socioeconómicas existentes en la muestra y en el censo poblacional de Chile del año 2017. El Instituto Nacional de Estadística en Chile realizó un nuevo censo poblacional en el 2017, entregando información a nivel de comuna, por lo que se pudo obtener los valores para Viña del Mar. Los datos sobre renta no fueron recogidos en el censo, pero se consideraron los datos a nivel nacional de la encuesta suplementaria de ingresos de 2015, realizada por este mismo organismo, a modo de referencia. En primer lugar, la distribución porcentual, según el género de los encuestados, fue muy similar a los datos entregados por el censo. Sin embargo, los usuarios de UberX eran mucho más jóvenes y mostraban niveles de educación más elevados que la población de la ciudad de Viña del Mar. En segundo lugar, la muestra presentó una gran mayoría de individuos que trabajaban o estudiaban, alcanzando un nivel superior a los que presentaba la ciudad. Es decir, el patrón dominante entre los usuarios de UberX fue el de un joven de 20-35 años (*millennials*) con estudios universitarios y que estaba trabajando. Además, los individuos residían mayoritariamente en hogares con 3 o más miembros, en los que asumían principalmente el rol de jefe de hogar o hijo. Finalmente, los niveles de renta¹¹ más altos no representaron una cuota significativa de los usuarios de UberX. De hecho, los mayores niveles porcentuales correspondieron a individuos pertenecientes al segmento de ingreso medio.

¹¹ El tipo de cambio promedio entre el euro y el peso chileno, para agosto 2017, fue 1€=\$759,15437.

Tabla 22. Características socioeconómicas

Variable	Categorías	% muestra	% censo
Género	Femenino	50,8%	52,5%
	Masculino	49,2%	47,5%
Edad	15-20	2,8%	8,9%
	20-35	70,8%	30,5%
	36-50	20,8%	21,2%
	51-65	4,6%	21,6%
	> 65	1,0%	17,8%
Nivel de estudios	Básica	0,2%	23,0%
	Media	10,8%	42,1%
	Técnica	16,8%	9,3%
	Universidad	72,2%	25,6%
Ocupación	Trabaja	71,2%	57,1%
	Estudia	23,6%	15,2%
	Ama de casa	1,6%	10,3%
	Desempleado	2,0%	4,0%
	Jubilado	1,6%	13,5%
Número de miembros del hogar	1	1,2%	33,6%
	2	10,5%	21,2%
	3 o más	88,3%	45,3%
Parentesco	Jefe del hogar	40,4%	43,0%
	Pareja	22,3%	21,1%
	Hijo	37,3%	35,9%
Renta mensual	< \$200.000	25,0%	20,2%
	\$200.001-\$400.000	18,6%	37,3%
	\$400.001-\$800.000	34,0%	27,0%
	\$800.001-		
	\$1.200.000	20,8%	8,7%
	> \$1.200.000	1,6%	6,8%

Fuente: Elaboración propia

La Tabla 23 presenta las características asociadas a la motorización. El nivel de usuarios que no disponían de coche fue muy alto, situándose alrededor del 40% de la muestra. Un porcentaje aún mayor de usuarios declararon poseer al menos un coche, en torno al 50%. Además, prácticamente la mitad de la muestra también poseía carné de conducir, y una gran mayoría disponía de aparcamiento en su hogar, alrededor del 80%. De este modo, la muestra permitió observar que los usuarios de UberX eran fundamentalmente aquellos que eran cautivos de modos de transporte público o blandos (caminata, bicicleta), así como individuos que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir.

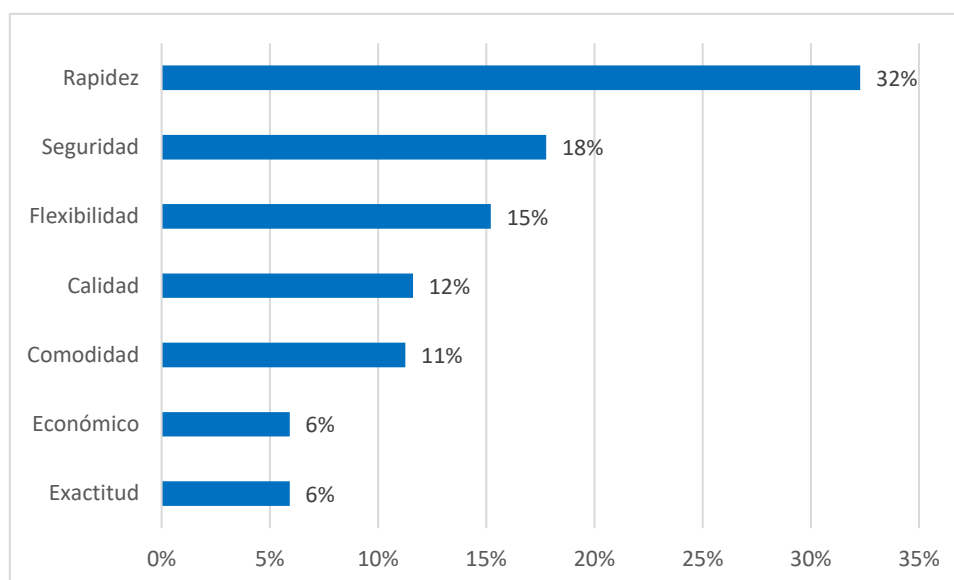
Tabla 23. Características asociadas a la motorización

Variable	Categorías	%
Número de vehículos	0	37,4%
	1	48,8%
	2	12,8%
	3	1,0%
Carné de conducir	SI	46,8%
	NO	53,2%
Disponibilidad de aparcamiento en el hogar	SI	78,2%
	NO	21,8%
Disponibilidad de aparcamiento en el trabajo	SI	37,4%
	NO	62,6%

Fuente: Elaboración propia

La Figura 13 muestra los motivos aducidos por los usuarios para elegir los servicios de UberX. El principal motivo esgrimido fue la rapidez del servicio, el cual fue relevante para un tercio de la muestra. Además, también fueron relevantes otros motivos como la seguridad y la flexibilidad. Es decir, los usuarios de UberX valoraban, fundamentalmente, que podían utilizar un servicio veloz y seguro, de acuerdo con sus necesidades de movilidad en cada momento.

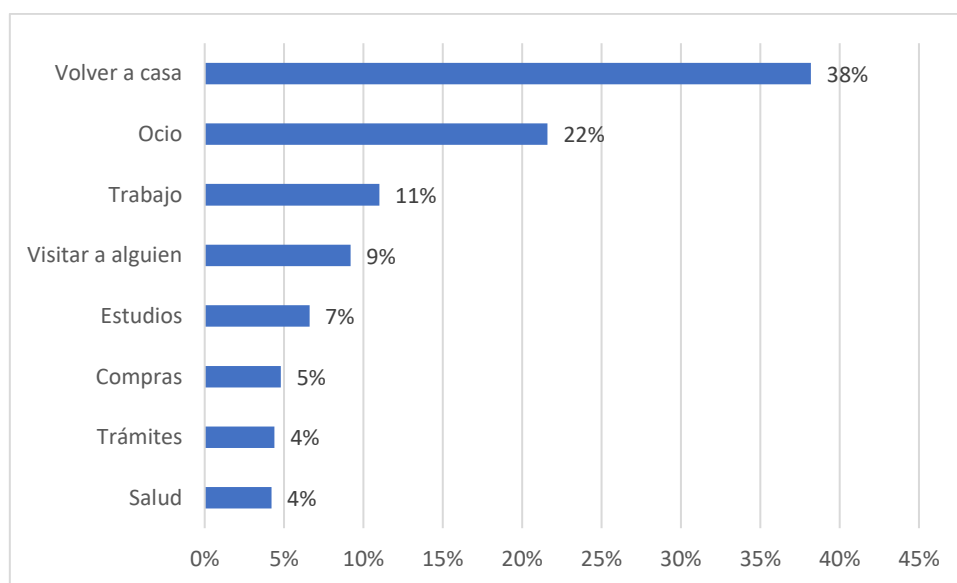
Figura 13. *Motivo de uso*



Fuente: Elaboración propia

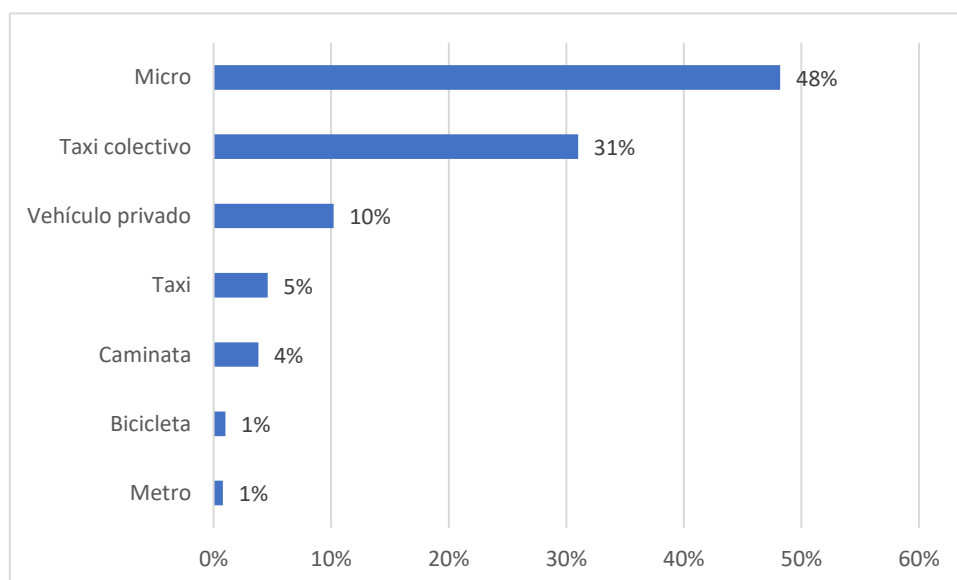
La Figura 14 recoge los principales motivos de viaje asociados con la elección de UberX. Los usuarios declararon que elegían mayoritariamente este tipo de servicio para regresar a sus casas. Además, también fue relevante el uso de UberX para viajes asociados con el ocio. Los viajes al trabajo no representaron una parte significativa del total de viajes, así como el resto de los motivos aducidos. Por otro lado, la Figura 15 muestra los modos de transporte en los que los usuarios habrían realizado el viaje, en caso de no existir los servicios de UberX. La mitad de los usuarios declararon que su modo de transporte alternativo elegido habría sido la micro, es decir, los autobuses urbanos utilizados en Viña del Mar. Además, un tercio de la muestra declaró que habría elegido el taxi colectivo, es decir, los servicios de taxi compartido con rutas y horarios fijos utilizados asiduamente en Chile. En definitiva, alrededor del 80% de la cuota de mercado de los servicios de UberX fue capturada de servicios de transporte público, siendo prácticamente marginal la sustitución del vehículo privado, alrededor del 10%, y del taxi convencional, alrededor del 5%. A partir de estos resultados, fue posible determinar que los usuarios de UberX utilizaban mayoritariamente estos servicios con el fin de evitar el uso del transporte público.

Figura 14. *Propósito del viaje*



Fuente: Elaboración propia

Figura 15. *Sustitución modal*



Fuente: Elaboración propia

Por último, la Tabla 24 recoge las principales características asociadas con los atributos de los viajes en UberX. En primer lugar, los costes principalmente oscilaron entre \$2.000 (2,6 €) y \$4.000 (5,3 €), siendo prácticamente marginal el porcentaje de viajes con un coste superior a \$8.000. Además, alrededor del 60% de los viajes tuvieron una duración de menos de 20 minutos, siendo muy pequeño el porcentaje de viajes que se extendieron por más de 30 minutos. Las distancias recorridas fueron mayoritariamente de corto radio, es decir, de menos de 5 kilómetros, siendo casi marginal los viajes de más de 10 kilómetros. En resumen, el patrón de los viajes de UberX fue claro, ya que se ajustaba a viajes de corto recorrido y duración, a precios asequibles.

Tabla 24. Características asociadas al viaje

Variable	Categorías	%
Coste	< \$2.000	9,4%
	\$2.000-\$4.000	61,0%
	\$4.001-\$6.000	23,4%
	\$6.001-\$8.000	4,2%
	>\$8.000	2,0%
Tiempo	< 10 min	7,2%
	10-15 min	27,2%
	16-20 min	25,8%
	21-25 min	14,2%
	26-30 min	13,0%
	31-35 min	7,8%
	36-40 min	2,8%
	> 40 min	2,0%
Distancia	< 5 Km	57,4%
	5-10 Km	29,8%
	> 10 Km	12,8%

Fuente: Elaboración propia

4.5 RESULTADOS

El proceso que se siguió para estimar el LCCM es explicado detalladamente en este apartado. Además, se muestran los resultados de la estimación del propio modelo, el valor subjetivo del tiempo (VST) para las clases latentes identificadas, y la caracterización de sus integrantes. Por último, la discusión de todos los resultados se presenta en el siguiente apartado.

En primer lugar, el conjunto de elección estuvo formado por UberX y los tres modos de transporte alternativos dominantes (micro, taxi colectivo y vehículo privado), en los que los usuarios habrían realizado el viaje si no existiese UberX. Por tanto, se eliminaron de la base de datos las observaciones en las que los usuarios declararon que habrían realizado el viaje en algún otro modo (taxi, caminata, bicicleta o metro). Igualmente, se eliminaron las observaciones en las que los usuarios habrían realizado el viaje en alguno de los modos dominantes, pero que presentaron inconsistencias a lo largo del proceso de estimación del LCCM. Finalmente, se dispuso de 1536 observaciones para el proceso de estimación llevado a cabo empleando el software NLOGIT®.

En segundo lugar, el proceso de determinación del mejor modelo consistió en estimar diferentes LCCM, en los que se consideraron distintas combinaciones de variables explicativas y distinto número de clases latentes. Una vez obtenidos los resultados de los LCCM, se seleccionó el mejor modelo en base a dos criterios: ajuste del modelo e interpretación de los resultados. Este es el procedimiento habitual de determinación del mejor LCCM que se ha seguido en la literatura (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018; Greene & Hensher, 2003). La especificación econométrica definitiva del LCCM consideró exclusivamente dos variables explicativas: coste del viaje (CV) y tiempo del viaje (TV) de los modos de transporte. Además, los parámetros asociados a cada una de estas variables explicativas fueron genéricos –iguales para la misma variable— en las funciones de utilidad de todas las alternativas del conjunto de elección. Aunque se testaron multitud de especificaciones econométricas considerando otras variables explicativas, al igual que distinta cantidad de clases latentes, se optó por esta versión definitiva ya que facilitaba la interpretación de los resultados del LCCM. Además, estas dos variables explicativas son las únicas que se han empleado en todos los estudios de elección modal del *ridesourcing* (ver Tabla 21). En definitiva, la

especificación econométrica de las funciones de utilidad para el LCCM adoptó la siguiente forma:

$$U_{Uber} = ASC_{Uber} + \theta_{TV}TV_{Uber} + \theta_{CV}CV_{Uber} + \varepsilon_{Uber} \quad (4.5)$$

$$U_{Micro} = ASC_{Micro} + \theta_{TV}TV_{Micro} + \theta_{CV}CV_{Micro} + \varepsilon_{Micro} \quad (4.6)$$

$$U_{Colectivo} = ASC_{Colectivo} + \theta_{TV}TV_{Colectivo} + \theta_{CV}CV_{Colectivo} + \varepsilon_{Colectivo} \quad (4.7)$$

$$U_{Coche} = \theta_{TV}TV_{Coche} + \theta_{CV}CV_{Coche} + \varepsilon_{Coche} \quad (4.8)$$

La Tabla 25 muestra los resultados obtenidos en los modelos de elección de cada clase latente identificada, así como del modelo de pertenencia. Ambos modelos fueron estimados simultáneamente mediante el LCCM. Los términos ASC se refieren a las constantes modales de cada alternativa de transporte, excepto para la alternativa tomada de referencia (coche). Los términos θ_{TV} y θ_{CV} se refieren a los parámetros estimados para el tiempo y el coste de viaje, respectivamente. En primer lugar, los parámetros de todas las variables presentaron los signos correctos en todos los modelos (negativos para los tiempos y los costes), y fueron estadísticamente significativos al 95% de confianza. Por tanto, todos los modelos presentaron especificaciones econométricas correctas, respecto al signo de los parámetros y a su significatividad estadística. Además, los valores de los parámetros fueron diferentes para ambos modelos, lo cual es esperado, ya que confirma que los individuos pertenecientes a cada clase poseen diferentes percepciones de los atributos tiempo y coste de viaje. Las mayores cuantías de los parámetros asociados al tiempo y al coste del viaje en la clase 1, significan que a los individuos pertenecientes a esta clase latente les genera una mayor reducción de la utilidad el incremento del tiempo de viaje, pero sobremanera un incremento del coste de viaje. En segundo lugar, se calculó el VST de cada clase, los cuales son presentados en términos de €/hora¹². Estos valores muestran la disponibilidad a pagar de los individuos de cada clase por reducir su tiempo de viaje en una hora. El VST de la clase 1 (4,81 €/hora) fue muy inferior al calculado para la clase 2 (15,61 €/hora). Finalmente, también se incluye la probabilidad de pertenencia

¹² Los valores monetarios se convirtieron a euros, ya que estaban originalmente expresados en pesos chilenos, con el objetivo de facilitar la interpretación de los resultados. El tipo de cambio utilizado fue el valor promedio de agosto de 2017 (1€ = CLP\$759.15).

a cada una de las clases. En esta ocasión, el 57% de la muestra perteneció a la clase 1, mientras que el restante 43% correspondió a la clase 2.

Tabla 25. Resultados del LCCM

	Clase 1		Clase	
Parámetro	Valor	t-Test	Valor	t-Test
ASC_{Uber}	9,61	15,80	6,28	14,46
ASC_{Colectivo}	5,37	15,47	5,51	14,71
ASC_{Micro}	6,00	17,07	3,62	9,18
θ_{TV}	-0,00297	-5,54	-0,00255	-5,69
θ_{CV}	-0,03703	-19,56	-0,0098	-10,57
Probabilidad clase latente	0,57	16,47	0,43	12,45
VST	4,81 €/hora		15,61 €/hora	
$l(\theta)$	-1269,08			

Fuente: Elaboración propia

Por otro lado, una vez realizada la estimación del LCCM, se pudo extraer de NLOGIT© la probabilidad que cada individuo tenía de pertenecer a cada clase latente. Asimismo, se pudo extraer también un identificador de la clase latente a la que pertenecía cada individuo. De este modo, fue posible identificar qué individuos pertenecían a cada clase latente y cuáles eran las características socioeconómicas predominantes en cada una de ellas. La Tabla 26 recoge los principales valores obtenidos. En primer lugar, la clase 1 estaba formada en mayor medida por mujeres, al contrario que la clase 2, en la cual predominaban los hombres. En segundo lugar, en ambas clases la inmensa mayoría de los integrantes tenían menos de 35 años, siendo menor el porcentaje en la clase 2. Sin embargo, en la clase 2 existía un mayor porcentaje de individuos de 36 a 50 años que en

la clase 1. Como consecuencia, la edad media en la clase 2 fue ligeramente superior. En tercer lugar, el nivel educativo en ambas clases fue elevado, pero los individuos considerados en la clase 2 estaban mejor educados, al presentar mayores porcentajes de educación universitaria. En cuarto lugar, el porcentaje de individuos trabajando en ambas clases fue mayoritario. Especial significancia reviste el hecho de que en la clase 2 prácticamente la totalidad de sus integrantes declaró estar trabajando. En cuarto lugar, en ambas clases predominaron los individuos que formaban parte de un hogar con dos miembros. Sin embargo, la clase 2 presentó un mayor porcentaje de individuos que declararon vivir solos, así como un menor porcentaje que vivían en hogares con tres o más miembros. Como consecuencia, la media de miembros en el hogar fue menor en la clase 2 (3.54 miembros) que en la clase 1 (3.85 miembros). Finalmente, los niveles de renta media en cada clase fueron ampliamente diferentes. La clase 1 agrupó fundamentalmente a los individuos con niveles de ingreso medio-bajo, mientras que en la clase 2 se incorporaron aquellos que mostraron niveles de renta media-alta.

En definitiva, la clase 1 estaba formada predominantemente por mujeres menores de 35 años con educación universitaria y una renta mensual en torno a \$500.000 (660 €), las cuales se encontraban principalmente trabajando o estudiando, y vivían mayoritariamente acompañadas por otra persona. A su vez, la clase 2 estaba formada predominantemente por hombres menores de 35 años con educación universitaria y una renta mensual en torno a \$1.000.000 (1.300 €), los cuales trabajaban en su práctica totalidad, y vivían mayoritariamente acompañados de otra persona, aunque también un número elevado de ellos vivía solo. Por tanto, los perfiles de los miembros medios pertenecientes a cada clase presentaban diferentes características socioeconómicas.

Tabla 26. Características socioeconómicas

	Clase 1	Clase 2
Femenino	54%	43%
Masculino	46%	57%
Edad media	31	33
<35 años	76%	71%
36-50 años	18%	23%
>51-65 años	6%	6%
Educación Media	14%	2%
Educación Técnica	20%	18%
Educación Universitaria	66%	81%
Trabaja	64%	97%
Estudia	30%	1%
Ama de casa	2%	0%
Desempleado	2%	0%
Jubilado	2%	2%
1 miembro en el hogar	21%	30%
2 miembros en el hogar	46%	43%
3 o más miembros en el hogar	32%	27%
Renta media	\$515.761	\$983.942

Fuente: Elaboración propia

Igualmente, una vez identificada la pertenencia de los individuos a las clases latentes, fue posible determinar cuáles eran las características asociadas a la motorización y al viaje predominantes en cada clase latente. La Tabla 27 recoge los principales valores obtenidos. En primer lugar, en ambas clases predominaban los individuos que disponían de un vehículo, aunque el porcentaje de aquellos que no disponían de ninguno fue también muy elevado en ambos segmentos. En segundo lugar, ambas clases poseían un porcentaje de individuos con carné de conducir en torno al 50%, la clase 1 fue ligeramente inferior y la clase 2 fue ligeramente superior. En tercer lugar, en ambos segmentos el motivo más aducido para elegir UberX fue la rapidez del servicio. Asimismo, la seguridad fue también el segundo motivo más importante en ambas clases. Finalmente, el propósito de viaje más señalado fue el regreso a casa, tanto en la clase 1 como en la clase 2. El resto de los motivos siguieron una distribución porcentual muy parecida en ambas clases latentes.

En definitiva, ambas clases presentaron perfiles de usuario muy similares en relación con ciertas características asociadas a la motorización y al viaje. En particular, en ambas clases los individuos poseían predominantemente un vehículo o ninguno, elegían UberX por la rapidez y la seguridad, y fundamentalmente lo hacían para regresar a casa. Sin embargo, existió una diferencia en relación con el carné de conducir, ya que en la clase 1 predominaban los individuos que no disponían de carné, mientras que en la clase 2 sucedía lo contrario.

Tabla 27. Características asociadas a la motorización y al viaje

	Clase 1	Clase 2
0 vehículos	38%	37%
1 vehículo	48%	50%
2 o más vehículos	14%	13%
Carné de conducir (Sí)	46%	54%
Rapidez	34%	30%
Seguridad	16%	20%
Flexibilidad	14%	17%
Calidad	11%	10%
Comodidad	14%	13%
Económico	6%	5%
Exactitud	5%	6%
Volver a casa	36%	40%
Ocio	21%	23%
Trabajo	11%	15%
Visitar a alguien	10%	8%
Estudios	7%	2%
Compras	5%	4%
Trámites	4%	4%

Fuente: Elaboración propia

4.6 DISCUSIÓN

El objetivo de este trabajo es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios de UberX, mediante datos de preferencias reveladas, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio. Este objetivo ha sido satisfecho mediante la estimación de un LCCM, el cual ha permitido simultáneamente distinguir 2 clases latentes de usuarios, así como estimar un modelo de elección modal para cada clase latente. De este modo, los individuos pertenecientes a ambas clases latentes han presentado características socioeconómicas distintas, así como distintos niveles de disposición al pago por ahorrar tiempo de viaje, es decir, distinto VST. Estos resultados muestran que diferentes clases de usuarios poseen diferentes comportamientos ante la elección del *ridesourcing*, así como que la segmentación de este tipo de mercados es fundamental para poder entender su dinámica de funcionamiento. En este apartado se discuten los resultados presentados en el apartado anterior. Además, se incluye una extensión de las estimaciones, consistente en analizar el cambio modal de los usuarios de UberX ante diferentes escenarios de tarificación de este servicio (incremento del precio de UberX), lo que permite entregar recomendaciones regulatorias. No se consideraron escenarios de incremento del tiempo de viaje en UberX, ya que no parece factible implementar en Viña del Mar políticas que se traduzcan en estos escenarios. Por ejemplo, la creación de carriles exclusivos para el transporte público podría penalizar los tiempos de viaje de UberX, pero la configuración de la ciudad (existencia de cerros y viales estrechos, así como escasez de grandes avenidas) lo hace inviable.

En relación con el VST, el mayor valor fue el correspondiente a la clase 2 (15,61 €/hora), alcanzando una cuantía en torno al triple de la correspondiente a la clase 1 (4,81 €/hora). Este hecho indicó que los usuarios pertenecientes a esta clase tenían una mayor disponibilidad a pagar por reducir su tiempo de viaje. En todo caso, ambas clases latentes presentaron un VST superior a la tasa salarial media de cada una de ellas, especialmente la clase 2. Estos valores se calcularon al dividir el salario promedio de cada clase entre las horas trabajadas mensualmente, y se obtuvo en torno a 4 €/hora para la clase 1 y 8 €/hora para la clase 2. Se podría pensar que los VST fueron sobreestimados, pero también que los usuarios podrían estar considerando que estaban pagando no sólo por el propio viaje, sino también por la seguridad que les entrega este tipo de viaje, a la luz de los motivos que declararon para la elección de UberX. Este hecho hace recomendable testar la inclusión de la variable latente seguridad en posteriores investigaciones, para

determinar su significatividad en la elección modal del *ridesourcing*. Asimismo, estos elevados VST también mostraron por qué los individuos no optaron por alternativas de viaje más baratas, pero menos veloces. Es decir, los elevados VST dejaron patente que los individuos primaban la rapidez, tal y como también mostraron al declarar este factor como el principal motivo para elegir UberX. Por otro lado, la mayoría de estudios de elección modal del *ridesourcing* no han entregado el VST de los usuarios de *ridesourcing* (Asgari & Jin, 2020; Chavis & Gayah, 2017; Habib, 2019; Saxena et al., 2019; Yan et al., 2019). De hecho, sólo se han realizado estudios de elección modal del *ridesourcing*, considerando una muestra de usuarios de *ridesourcing*, en una ocasión previa a este estudio y tampoco se entregaron de forma expresa los VST (Dong, 2020). Sin embargo, a partir de los resultados de la estimación de los modelos que se entregaron en el artículo de Dong (2020), pude calcular el VST en Philadelphia (E.E. U.U.). Al igual que los VST obtenidos en la presente investigación, los resultados fueron elevados, alcanzando el valor de 24 \$/hora cuando se consideraron parámetros genéricos, como en este trabajo. Aunque una mayor investigación es necesaria en este campo, los resultados muestran que los usuarios de *ridesourcing* tienen unos VST elevados respecto a sus tasas salariales promedio.

En relación con las características socioeconómicas de la muestra, el patrón dominante entre los usuarios de UberX fue el de un joven de 20-35 años (*millennials*) y con estudios universitarios. Estos resultados confirmaron lo concluido por Alemi, Circella, Handy & Mokhtarian (2018), quienes determinaron que los *millennials* de mayor nivel educativo y edad eran el grupo con mayor probabilidad de adopción del *ridesourcing* en California (EE. UU.). Asimismo, Rayle et al. (2016) también obtuvieron que los principales usuarios de *ridesourcing* en la ciudad de San Francisco (EE. UU.) eran jóvenes con niveles educativos altos. En definitiva, si bien los contextos de los estudios fueron muy diferentes, se observó que el perfil general de los usuarios de *ridesourcing* era muy similar. Además, los niveles de renta más altos no representaron una cuota significativa de los usuarios de UberX. De hecho, los mayores niveles porcentuales correspondieron a individuos pertenecientes al segmento de ingreso medio. Este hecho confirmó los resultados de otros estudios realizados en Chile, en los cuales los niveles medios de renta aglutinaron al mayor porcentaje de usuarios de Uber (Tirachini & del Río, 2019).

En relación con las características asociadas a la motorización, se apreció un nivel muy alto de usuarios que no disponían de coche, alrededor del 40%, o sólo disponían de uno, alrededor del 50%. Este resultado fue similar al presentado por Rayle et al. (2016) en su estudio realizado en San Francisco (EE. UU.). Por tanto, los diferentes contextos no implicaron una diferencia significativa en este tipo de características. En definitiva, los usuarios de UberX eran fundamentalmente aquellos individuos cautivos de modos de transporte público o blandos (caminata, bicicleta), o individuos que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir.

En relación con los motivos aducidos por los usuarios de UberX para emplear este servicio, el más relevante fue la rapidez, seguido de la seguridad y la flexibilidad. Es decir, los usuarios de UberX valoraban, fundamentalmente, que podían utilizar un servicio veloz y seguro, de acuerdo con sus necesidades de movilidad en cada momento. Estos resultados dejaron patente que los factores motivacionales estaban asociados con los riesgos y beneficios percibidos, al igual que en Lee, Chan, Balaji & Chong (2018). Además, en otros estudios también se determinó que la rapidez era el motivo principal de uso, como en Rayle et al. (2016) y Dong (2020). Sin embargo, en estos dos últimos estudios la seguridad no fue un motivo especialmente relevante, como si lo fue en el presente trabajo. Es decir, el contexto fue claramente un determinante del motivo de uso del *ridesourcing*. De hecho, en Chile también se han realizado otros estudios en Santiago, que han arrojado resultados diferentes a los obtenidos para Viña del Mar. Por ejemplo, Tirachini & Gomez-Lobo (2020) encontraron que la rapidez no era uno de los motivos de uso importantes, ni tan siquiera la seguridad. En su lugar, los motivos de uso más relevantes fueron el coste y la facilidad de pago. Por otro lado, en otro estudio realizado posteriormente también en Santiago se encontró que la seguridad era uno de los más importantes y la rapidez tomó valores más altos (Tirachini & del Río, 2019). Es decir, los motivos de uso del *ridesourcing* no sólo se vieron afectados por los diferentes contextos, sino también por los diferentes momentos y muestras consideradas. Este resultado invita a proseguir realizando este tipo de análisis a lo largo del tiempo, ya que los resultados obviamente son cambiantes.

En relación con el propósito del viaje, los usuarios declararon que eligieron mayoritariamente este tipo de servicio para regresar a sus casas. Además, también fue relevante el uso de UberX para viajes asociados con el ocio. Este resultado es similar al entregado en otros estudios previos (Habib, 2019). Sin embargo, en otros trabajos se

encontró que el propósito de viaje principal era el ocio (Rayle et al., 2016). De hecho, este mismo resultado se encontró en sendos estudios previos en Santiago (Chile) (Tirachini & del Río, 2019; Tirachini & Gomez-Lobo, 2020), lo cual muestra que el contexto también es un claro determinante del propósito del viaje.

En relación con la sustitución modal, la mitad de los usuarios declararon que su modo de transporte alternativo elegido habría sido la micro, y un tercio declaró que habría elegido el taxi colectivo. Es decir, alrededor del 80% de la cuota de mercado de los servicios de UberX fue capturada de servicios de transporte público, siendo prácticamente marginal la sustitución del vehículo privado, alrededor del 10%, y del taxi convencional, alrededor del 5%. Por tanto, los usuarios de UberX utilizaban mayoritariamente estos servicios con el fin de evitar el uso del transporte público. Estos resultados mostraron que Uber era una amenaza para el transporte público, al igual que en Lavieri et al. (2018) y Schwieterman & Smith (2018). Sin embargo, este resultado fue diferente a otros entregados en la literatura (Rayle et al., 2016), e incluso a otros realizados en Chile (Tirachini & del Río, 2019; Tirachini & Gomez-Lobo, 2020), en los que el taxi fue el principal perjudicado. Este hecho indica claramente que los patrones de sustitución modal están también determinados por el contexto, ya que incluso en los estudios realizados en Chile, anteriormente mencionados, los resultados son dispares entre sí. En todo caso, una característica es común a todos ellos: la sustitución modal del vehículo privado es marginal. Este resultado tiene profundas implicaciones en las externalidades del transporte, ya que los servicios de UberX incrementaron el número de coches en circulación, en comparación con una situación en la que no habría este servicio. Es decir, los servicios de *ridesourcing* aumentaron el tráfico motorizado y la congestión, al igual que se concluyó en otros estudios (Nie, 2017; Tirachini, 2019).

En relación con los perfiles de los usuarios de UberX incluidos en ambas clases latentes, se deben realizar diferentes comentarios. En primer lugar, ambas clases latentes mostraron características socioeconómicas distintas, así que la segmentación de este tipo de mercados es fundamental para poder entender su dinámica de funcionamiento, tal y como fue ya señalado en estudios previos (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018). En segundo lugar, la clase 1 estuvo formada predominantemente por mujeres menores de 35 años con educación universitaria y una renta en torno a \$500,000, las cuales se encontraban principalmente trabajando o estudiando. A su vez, la clase 2 estuvo formada predominantemente por hombres con una edad media ligeramente más alta, que estaban

mejor educados y con mayores niveles de empleo, a la vez que poseían una renta en torno a \$1,000,000. Es decir, la clase 2 agrupaba a aquellos individuos mejor educados y pagados de la muestra, los cuales también mostraron los mayores VST. Este hecho confirmó la presencia de distintos segmentos en este tipo de mercados, en función del nivel educativo y de renta, ya apuntada en estudios previos (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018). Por tanto, aquellos que poseen un mayor nivel educativo y de renta han estado asociados a mayores tasas de adopción del *ridesourcing*, y ahora también se puede concluir que son los que presentan mayor VST.

En relación con las características asociadas a la motorización, ambas clases latentes presentaron generalmente similares características. En particular, en ambas clases los individuos poseían predominantemente un vehículo o ninguno, elegían UberX por la rapidez y la seguridad, y fundamentalmente lo hacían para regresar a casa. Sin embargo, existió una diferencia en relación con el carné de conducir, ya que en la clase 1 predominaban los individuos que no disponían de carné, mientras que en la clase 2 sucedía lo contrario. Es decir, la clase 1 agrupó a los usuarios cautivos del transporte público o los modos de transporte blandos, mientras que la clase 2 agrupó a los individuos que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir.

Por otro lado, los resultados presentados previamente, y en especial los relativos a la sustitución modal de los usuarios de UberX, pueden traducirse en profundas implicaciones sobre las externalidades del transporte. Este hecho no debe pasar inadvertido de cara a futuras regulaciones de este tipo de mercados, las cuales no existen actualmente en Chile. En todo caso, el enfoque regulatorio debería ser adaptativo (Aarhaug & Olsen, 2018), ya que ha quedado claro que los contextos determinan el comportamiento de los usuarios. Las propuestas regulatorias deberían ser de diferente índole (permisos y tasas, requerimientos del vehículo y del conductor, requerimientos operacionales, entre otros) como ya se ha producido en otros países (Moran & Lasley, 2017). Además, deberían velar por la seguridad de los usuarios, como algunos autores han propuesto anteriormente (Posen, 2015), ya que este es uno de los principales motivos de uso de UberX. Sin embargo, no se debe obviar que las regulaciones pueden acabar traduciéndose en un incremento de los precios de este tipo de servicios. Este hecho hace necesario intentar anticipar qué efectos, sobre la elección modal, pueden tener estas variaciones en la tarificación del *ridesourcing*.

Por este motivo, se propone realizar la simulación de diferentes escenarios de tarificación de los servicios de UberX, a partir del LCCM estimado. Estos resultados pueden ser de utilidad a los reguladores de cara a determinar cuáles son las variaciones en las cuotas de mercado de las distintas alternativas, ante distintos escenarios de tarificación. Los escenarios consistieron en incrementos sucesivos del 10% en el coste de UberX, hasta alcanzar un coste igual al doble del coste actual. Obviamente, este aumento de coste se tradujo en reducciones de la cuota modal de UberX, pero a la vez permitió conocer en qué cuantía, y por qué otros modos, fue sustituido.

La Tabla 28 muestra los principales resultados de las simulaciones de cada escenario. En particular, esta tabla muestra la variación en las cuotas de mercado de cada modo de transporte, respecto de sus niveles iniciales y expresada en términos porcentuales, debida a los cambios en el coste de UberX. NLOGIT© no entrega los resultados de la simulación de escenarios diferenciando entre clases latentes. De hecho, ningún software comercial permite realizar estos cálculos. Por tanto, los resultados se refieren al conjunto de la muestra de usuarios de UberX. En primer lugar, se observó que ante incrementos sucesivos del 10% del coste, la cuota modal de UberX sufrió decrementos sucesivos de cuantía decreciente. Es decir, cuanto mayor fue el coste de UberX, menor fue el impacto que tuvieron los incrementos en los costes sobre su cuota modal. En todo caso, a pesar de llegar a duplicar su coste, su reducción de cuota modal nunca alcanzó el 19%. En segundo lugar, el modo alternativo más beneficiado fue el taxi colectivo, que recogió siempre más del 50% de la pérdida de cuota modal de UberX. A medida que aumentó el coste de UberX, la cuota modal recogida por el taxi colectivo se incrementó, alcanzado cerca del 80%. En tercer lugar, la cuota modal ganada por la micro fue muy pequeña, en torno al 13 % de la pérdida de UberX para todos los escenarios. En cuarto lugar, la cuota modal ganada por el coche fue descendiendo porcentualmente, a medida que aumentaba el coste de UberX. Es decir, partió con una ganancia modal del 32% de la pérdida de UberX, pero a medida que subía el precio, los individuos preferían sustituir más por el taxi colectivo y la micro, y menos por el coche. La Figura 16 muestra gráficamente estas variaciones en las cuotas modales.

En resumen, se puede concluir que el principal resultado de las regulaciones encaminadas a incrementar el coste del *ridesourcing* fue la sustitución mayoritaria de este modo por el taxi colectivo. Es decir, los usuarios sustituyeron el servicio de taxi personalizado por el servicio de taxi compartido con rutas y horarios fijos. Además, los

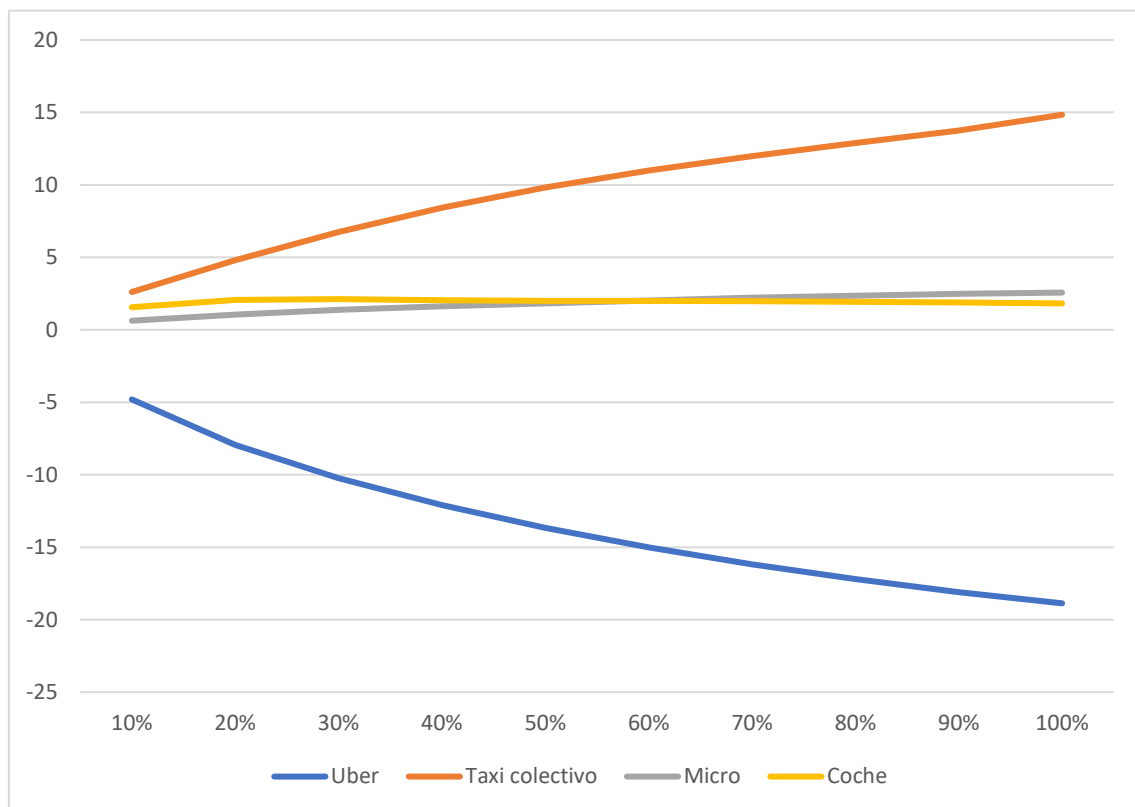
usuarios no apostaron en ningún momento por la micro, cuyas ganancias de cuota modal fueron pequeñas, lo cual indicó que este modo no era competitivo ni atractivo para los usuarios. El coche se presentó como una alternativa atractiva ante pequeños incrementos del coste de UberX. Sin embargo, a medida que estos costes aumentaron, los usuarios que eran expulsados de la cuota modal de UberX preferían la micro o fundamentalmente el taxi colectivo, en mayor medida que el coche.

Tabla 28. Variación en las cuotas de mercado (%)

Variación	Uber	Taxi colectivo	Micro	Coche
10%	-4,80	2,61	0,63	1,56
20%	-7,94	4,81	1,06	2,07
30%	-10,24	6,75	1,38	2,12
40%	-12,10	8,43	1,62	2,05
50%	-13,66	9,82	1,83	2,01
60%	-15,00	10,98	2,02	2,00
70%	-16,18	11,99	2,21	1,98
80%	-17,20	12,90	2,36	1,93
90%	-18,10	13,74	2,49	1,88
100%	-18,87	14,84	2,57	1,82

Fuente: Elaboración propia

Figura 16. Variación de las cuotas de mercado respecto a la tarifa de UberX



Fuente: Elaboración propia

A pesar de la amplitud del análisis realizado en este trabajo, persisten algunas limitaciones, las cuales permiten apuntar diversas líneas de investigación futuras. En primer lugar, los altos VST, junto con que uno de los principales motivos de uso del *ridesourcing* fuese la seguridad, indica que se debería testar la inclusión de esta variable latente en posteriores investigaciones. Esto permitiría determinar su significatividad en la elección modal del *ridesourcing*. En segundo lugar, se debería también intentar incluir otro tipo de variables latentes o actitudinales, como ya se apuntó en los estudios de adopción del *ridesourcing* (Alemi, Circella, Handy, et al., 2018). Asimismo, sería conveniente intentar introducir variables explicativas asociadas al estilo de vida de los usuarios, igualmente señalado en estudios de adopción del *ridesourcing* (Alemi, Circella, Mokhtarian, et al., 2018), y al contexto de elección. En tercer lugar, los resultados obtenidos en este, y otros estudios similares, mostraron que los motivos de uso del *ridesourcing* no sólo se vieron afectados por los diferentes contextos, sino también por los diferentes momentos y muestras consideradas. Este resultado invita a proseguir

realizando este tipo de análisis a lo largo del tiempo, ya que los resultados obviamente variarán. En cuarto lugar, la simulación de escenarios es una herramienta que debería utilizarse con mayor profusión en este tipo de investigaciones. Además, el uso de esta herramienta en LCCM debería también dirigirse a obtener los impactos en las cuotas modales, según la clase latente de pertenencia. Actualmente, no existe ningún software comercial que permita realizar estos cálculos, por lo que es preciso que las limitaciones computacionales actuales sean superadas previamente. Finalmente, este tipo de investigaciones deberían también dirigirse hacia otro tipo de problemáticas más transversales, con las que se puede establecer una relación. Por ejemplo, se podría analizar cuál será el impacto del uso de vehículos autónomos en el *ridesourcing*, y cómo esto afectará a su elección modal, así como a las tarifas. Igualmente, se podría analizar no sólo la elección modal del *ridesourcing*, sino también del *ridesplitting*, y con mayor motivo una vez que se ha superado la pandemia actual, pero queden las secuelas psicológicas acerca del distanciamiento social. En definitiva, la necesidad de realizar estudios acerca de los servicios incluidos en la movilidad compartida existe, ya que sus cuotas modales son cada vez mayores, así como sus impactos en la sociedad.

Finalmente, en este trabajo se distinguieron 2 clases latentes de usuarios. Cada clase latente presentó distintas características socioeconómicas y distintos VST. Estos resultados demostraron que diferentes clases de usuarios poseen diferentes comportamientos ante la elección del *ridesourcing*. Igualmente, se determinó que la segmentación de los mercados de *ridesourcing* es fundamental para poder entender su dinámica de funcionamiento.

4.7 CONCLUSIONES

El objetivo de este trabajo es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios de UberX, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio. Para ello se caracterizó a los usuarios de UberX, se estimó un LCCM, y se simularon diferentes escenarios de tarificación de los servicios de UberX, empleando datos de preferencias reveladas de usuarios de UberX.

La mayoría de los usuarios de UberX fueron jóvenes de 20-35 años con estudios universitarios. Además, eran básicamente individuos cautivos de modos de transporte públicos o blandos, o individuos que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir. Los principales motivos para elegir UberX fueron la rapidez, la seguridad y la flexibilidad. El propósito del viaje dominante fue regresar a sus casas. Asimismo, el 80% de la cuota modal de UberX fue capturada del transporte público (micro y taxi colectivo), siendo marginal la sustitución del vehículo privado, y del taxi convencional. Es decir, el *ridesourcing* aumentó el tráfico motorizado y la congestión.

Los resultados del LCCM mostraron la existencia de 2 clases latentes de usuarios. Las características socioeconómicas de ambas clases latentes fueron distintas. Igualmente, sus VST fueron distintos, aunque en ambas clases latentes fueron superiores a sus respectivas tasas salariales promedio, especialmente en la clase 2. Además, los elevados VST mostraron que los individuos podrían estar considerando que no sólo pagan por el viaje, sino también por la seguridad que conlleva el uso de UberX. Del mismo modo, los elevados VST mostraron que los individuos primaban la rapidez. Asimismo, la clase latente 2 agrupó a los individuos mejor educados y con mayor renta, así como a los que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir. Por otro lado, los resultados de la simulación de escenarios de tarificación mostraron que el incremento del coste de UberX conllevó la sustitución mayoritaria de este modo por el taxi colectivo. La micro y el vehículo privado no fueron modos de transporte alternativos atractivos.

En definitiva, se constató la existencia de distintos segmentos de usuarios en los mercados de *ridesourcing*, diferenciados básicamente por el nivel educativo y la renta. Además, las clases de usuarios poseían comportamientos diferentes ante la elección del *ridesourcing*. Este hecho se hace especialmente relevante al observar los elevados VST de los usuarios de UberX. Igualmente, se determinó que la segmentación de los mercados de *ridesourcing* es fundamental para entender su dinámica de funcionamiento.

4.8 REFERENCIAS

- Aarhaug, J., & Olsen, S. (2018). Implications of ride-sourcing and self-driving vehicles on the need for regulation in unscheduled passenger transport. *Research in Transportation Economics*, 69, 573–582. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2018.07.026>
- Alemi, F., Circella, G., Handy, S., & Mokhtarian, P. (2018). What influences travelers to use Uber? Exploring the factors affecting the adoption of on-demand ride services in California. *Travel Behaviour and Society*, 13, 88–104. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2018.06.002>
- Alemi, F., Circella, G., Mokhtarian, P., & Handy, S. (2018). Exploring the latent constructs behind the use of ridehailing in California. *Journal of Choice Modelling*, 29, 47–62.
- Alonso-González, M. J., Liu, T., Cats, O., Van Oort, N., & Hoogendoorn, S. (2018). The Potential of Demand-Responsive Transport as a Complement to Public Transport: An Assessment Framework and an Empirical Evaluation. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2672(8), 879–889. <https://doi.org/10.1177/0361198118790842>
- Ambrosino, G., Nelson, J. D., Boero, M., & Pettinelli, I. (2016). Enabling intermodal urban transport through complementary services: From Flexible Mobility Services to the Shared Use Mobility Agency: Workshop 4. Developing inter-modal transport systems. *Research in Transportation Economics*, 59, 179–184.
- Amirkiaee, S. Y., & Evangelopoulos, N. (2018). Why do people rideshare? An experimental study. *Transportation Research Part F*, 55, 9–24.
- Asgari, H., & Jin, X. (2020). Incorporating habitual behavior into Mode choice Modeling in light of emerging mobility services. *Sustainable Cities and Society*, 52, 101735. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101735>
- Asgari, H., Jin, X., & Corkery, T. (2018). A Stated Preference Survey Approach to Understanding Mobility Choices in Light of Shared Mobility Services and Automated Vehicle Technologies in the U.S. *Transportation Research Record*, 2672(47), 12–22.
- Azimi, G., Rahimi, A., Asgari, H., & Jin, X. (2020). Role of Attitudes in Transit and Auto Users' Mode Choice of Ridesourcing. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 036119812094184. <https://doi.org/10.1177/0361198120941841>
- Beer, R., Brakewood, C., Rahman, S., & Viscardi, J. (2017). Qualitative Analysis of Ride-Hailing Regulations in Major American Cities. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2650(1), 84–91. <https://doi.org/10.3141/2650-10>
- Berger, T., Chen, C., & Frey, C. B. (2018). Drivers of disruption? Estimating the Uber effect. *European Economic Review*, 110, 197–210.
- Boisjoly, G., Grisé, E., Maguire, M., Veillette, M. P., Deboosere, R., Berrebi, E., & El-Geneidy, A. (2018). Invest in the ride: A 14 year longitudinal analysis of the determinants of public transport ridership in 25 North American cities. *Transportation Research Part A*, 116, 434–445.

-
- Brodeur, A., & Nield, K. (2018). An empirical analysis of taxi, Lyft and Uber rides: Evidence from weather shocks in NYC. *Journal of Economic Behavior and Organization*, 152, 1–16.
- Button, K. (2020). The “Ubernomics” of ridesourcing: the myths and the reality. *Transport Reviews*, 40(1), 76–94. <https://doi.org/10.1080/01441647.2019.1687605>
- Cetin, T., & Deakin, E. (2019). Regulation of taxis and the rise of ridesharing. *Transport Policy*, 76, 149–158.
- Chang, H. H. (2017). The economic effects of uber on taxi drivers in Taiwan. *Journal of Competition Law and Economics*, 13(3), 475–500.
- Chavis, C., & Gayah, V. V. (2017). Development of a mode choice model for general purpose flexible-route transit systems. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2650(1), 133–141. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.3141/2650-16>
- Chen, L., Mislove, A., & Wilson, C. (2015). Peeking beneath the hood of uber. In *Proceedings of the ACM SIGCOMM Internet Measurement Conference, IMC* (p. 14).
- Chen, X., Zheng, H., Wang, Z., & Chen, X. (2018). Exploring impacts of on-demand ridesplitting on mobility via real-world ridesourcing data and questionnaires. *Transportation*. <https://doi.org/10.1007/s11116-018-9916-1>
- Circella, G., & Alemi, F. (2018). Transport Policy in the Era of Ridehailing and Other Disruptive Transportation Technologies. In B. van Wee, M. Kamargianni, & Y. Shiftan (Eds.), *Preparing for the new era of transport policies* (Vol. 1, pp. 119–144). Elsevier Science & Technology.
- Contreras, S. D., & Paz, A. (2018). The effects of ride-hailing companies on the taxicab industry in Las Vegas, Nevada. *Transportation Research Part A*, 115, 63–70.
- Cooper, D., Castiglione, J., Mislove, A., & Wilson, C. (2018). Profiling Transport Network Company Activity using Big Data. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2672(42), 192–202. <https://doi.org/10.1177/0361198118798459>
- Coulombel, N., Boutueil, V., Liu, L., Viguié, V., & Yin, B. (2019). Substantial rebound effects in urban ridesharing: Simulating travel decisions in Paris, France. *Transportation Research Part D*, 71, 110–126.
- de Souza Silva, L. A., de Andrade, M. O., & Alves Maia, M. L. (2018). How does the ride-hailing systems demand affect individual transport regulation? *Research in Transportation Economics*, 69, 600–606.
- Devaraj, A., Ambi Ramakrishnan, G., Nair, G. S., Srinivasan, K. K., Bhat, C. R., Pinjari, A. R., ... Pendyala, R. M. (2020). Joint Model of Application-Based Ride Hailing Adoption, Intensity of Use, and Intermediate Public Transport Consideration among Workers in Chennai City. *Transportation Research Record*, 2674(4), 152–164. <https://doi.org/10.1177/0361198120912237>
- Dills, A. K., & Mulholland, S. E. (2018). Ride-Sharing, Fatal Crashes, and Crime. *Southern Economic Journal*, 84(4), 965–991. <https://doi.org/10.1002/soej.12255>
- Dong, X. (2020). Trade Uber for the Bus?: An Investigation of Individual Willingness to Use Ride-Hail Versus Transit. *Journal of the American Planning Association*, 86(2),
-

-
- 222–235. <https://doi.org/10.1080/01944363.2019.1687318>
- Dudley, G., Banister, D., & Schwanen, T. (2017). The Rise of Uber and Regulating the Disruptive Innovator. *The Political Quarterly*, 88(3), 492–499.
- Erhardt, G. D., Roy, S., Cooper, D., Sana, B., Chen, M., & Castiglione, J. (2019). Do transportation network companies decrease or increase congestion? *Science Advances*, 5(5), 1–11.
- Flores, O., & Rayle, L. (2017). How cities use regulation for innovation: The case of Uber, Lyft and Sidecar in San Francisco. *Transportation Research Procedia*, 25, 3756–3768.
- Frenken, K., & Schor, J. (2017). Putting the sharing economy into perspective. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 23, 3–10.
- Fu, X., & Juan, Z. (2017). Accommodating preference heterogeneity in commuting mode choice: an empirical investigation in Shaoxing, China. *Transportation Planning and Technology*, 40(4), 434–448. <https://doi.org/10.1080/03081060.2017.1300240>
- Ganapati, S., & Reddick, C. G. (2018). Prospects and challenges of sharing economy for the public sector. *Government Information Quarterly*, 35(1), 77–87.
- Geissinger, A., Laurell, C., & Sandström, C. (2018). Digital Disruption beyond Uber and Airbnb—Tracking the long tail of the sharing economy. *Technological Forecasting and Social Change*.
- Gonipath, D. A. (1995). *Modeling Heterogeneity in Discrete Choice Progress: Application to Travel Demand*. Ph.D. Dissertation, Massachusetts Institute of Technology.
- Greene, W. H. (2012). *NLOGIT. Version 5. Reference guide*. Retrieved from <http://people.stern.nyu.edu/wgreene/DiscreteChoice/Software/NLOGIT5Reference1.pdf>
- Greene, W. H., & Hensher, D. A. (2003). A latent class model for discrete choice analysis: Contrasts with mixed logit. *Transportation Research Part B*, 37(8), 681–698.
- Habib, K. N. (2019). Mode choice modelling for hailable rides: An investigation of the competition of Uber with other modes by using an integrated non-compensatory choice model with probabilistic choice set formation. *Transportation Research Part A*, 129, 205–216.
- Hall, J. D., Palsson, C., & Price, J. (2018). Is Uber a substitute or complement for public transit? *Journal of Urban Economics*, 108, 36–50.
- Hamari, J., Sjöklint, M., & Ukkonen, A. (2016). The Sharing Economy: Why People Participate in Collaborative Consumption. *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, 67(9), 2047–2059. Retrieved from <https://asistdl-onlinelibrary-wiley-com.aurarialibrary.idm.oclc.org/doi/full/10.1002/asi.23552>
- Harding, S., Kandlikar, M., & Gulati, S. (2016). Taxi apps, regulation, and the market for taxi journeys. *Transportation Research Part A*, 88, 15–25.
- Henao, A., & Marshall, W. E. (2019). The impact of ride-hailing on vehicle miles traveled. *Transportation*, 46(6), 2173–2194.
- Ho, C. Q., Hensher, D. A., Mulley, C., & Wong, Y. Z. (2018). Potential uptake and
-

-
- willingness-to-pay for Mobility as a Service (MaaS): A stated choice study. *Transportation Research Part A*, 117, 302–318.
- Hughes, R., & MacKenzie, D. (2016). Transportation network company wait times in Greater Seattle, and relationship to socioeconomic indicators. *Journal of Transport Geography*, 56, 36–44. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2016.08.014>
- Hurtubia, R., Nguyen, M. H., Glerum, A., & Bierlaire, M. (2014). Integrating psychometric indicators in latent class choice models. *Transportation Research Part A*, 64, 135–146.
- Iqbal, M. (2020). Uber Revenue and Usage Statistics (2020). Retrieved September 1, 2020, from <https://www.businessofapps.com/data/uber-statistics/>
- Jiao, J. (2018). Investigating Uber price surges during a special event in Austin, TX. *Research in Transportation Business and Management*, 29, 101–107.
- Jin, S. T., Kong, H., & Sui, D. Z. (2019). Uber, Public Transit, and Urban Transportation Equity: A Case Study in New York City. *Professional Geographer*, 71(2), 315–330.
- Jin, S. T., Kong, H., Wu, R., & Sui, D. Z. (2018). Ridesourcing, the sharing economy, and the future of cities. *Cities*, 76, 96–104.
- Jittrapirom, P., Caiati, V., Feneri, A.-M., Ebrahimigharehbaghi, S., González, M. J. A., & Narayan, J. (2017). Mobility as a Service: A Critical Review of Definitions, Assessments of Schemes, and Key Challenges. *Urban Planning*, 2(2), 13–25.
- Kamakura, W. A., & Russell, G. J. (1989). A Probabilistic Choice Model for Market Segmentation and Elasticity Structure. *Journal of Marketing Research*, 26(4), 379. <https://doi.org/10.2307/3172759>
- Kim, K., Baek, C., & Lee, J. D. (2018). Creative destruction of the sharing economy in action: The case of Uber. *Transportation Research Part A*, 110, 118–127.
- Kim, S. H., & Mokhtarian, P. L. (2018). Taste heterogeneity as an alternative form of endogeneity bias: Investigating the attitude-moderated effects of built environment and socio-demographics on vehicle ownership using latent class modeling. *Transportation Research Part A*, 116, 130–150.
- Laurell, C., & Sandström, C. (2017). The sharing economy in social media: Analyzing tensions between market and non-market logics. *Technological Forecasting and Social Change*, 125, 58–65.
- Lavieri, P. S., & Bhat, C. R. (2019). Investigating objective and subjective factors influencing the adoption, frequency, and characteristics of ride-hailing trips. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 105, 100–125. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.05.037>
- Lavieri, P. S., Dias, F. F., Juri, N. R., Kuhr, J., & Bhat, C. R. (2018). A Model of Ridesourcing Demand Generation and Distribution. *Transportation Research Record*, 2672(46), 31–40.
- Lee, Z. W. Y., Chan, T. K. H., Balaji, M. S., & Chong, A. Y. L. (2018). Why people participate in the sharing economy: an empirical investigation of Uber. *Internet Research*, 28(3), 829–850.
- Li, W., Pu, Z., Li, Y., & (Jeff) Ban, X. (2019). Characterization of ridesplitting based on observed data: A case study of Chengdu, China. *Transportation Research Part C*, 100, 330–353.
-

-
- Lyons, G., Hammond, P., & Mackay, K. (2019). The importance of user perspective in the evolution of MaaS. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 121, 22–36. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2018.12.010>
- Ma, T. Y., Gerber, P., Carpentier, S., & Klein, S. (2015). Mode choice with latent preference heterogeneity: a case study for employees of the EU institutions in Luxembourg. *Transportmetrica A: Transport Science*, 11(5), 441–463. <https://doi.org/10.1080/23249935.2015.1007175>
- Malalgoda, N., & Lim, S. H. (2019). Do transportation network companies reduce public transit use in the U.S.? *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 130, 351–372. <https://doi.org/10.1016/j.tra.2019.09.051>
- Martin, C. J. (2016). The sharing economy: A pathway to sustainability or a nightmarish form of neoliberal capitalism? *Ecological Economics*, 121, 149–159.
- Martinez, L. M., & Viegas, J. M. (2017). Assessing the impacts of deploying a shared self-driving urban mobility system: An agent-based model applied to the city of Lisbon, Portugal. *International Journal of Transportation Science and Technology*, 6(1), 13–27. <https://doi.org/10.1016/j.ijtst.2017.05.005>
- Mitra, S. K., Bae, Y., & Ritchie, S. G. (2019). Use of Ride-Hailing Services among Older Adults in the United States. *Transportation Research Record*, 2673(3), 700–710.
- Mohamed, M. J., Rye, T., & Fonzone, A. (2019). Operational and policy implications of ridesourcing services: A case of Uber in London, UK. *Case Studies on Transport Policy*, 7(4), 823–836. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2019.07.013>
- Molin, E., Mokhtarian, P., & Kroesen, M. (2016). Multimodal travel groups and attitudes: A latent class cluster analysis of Dutch travelers. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 83, 14–29. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.tra.2015.11.001>
- Moran, M., & Lasley, P. (2017). Legislating Transportation Network Companies. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2650(1), 163–171. <https://doi.org/10.3141/2650-19>
- Nelson, E., & Sadowsky, N. (2019). Estimating the Impact of Ride-Hailing App Company Entry on Public Transportation Use in Major US Urban Areas. *B.E. Journal of Economic Analysis and Policy*, 19(1), 1–21.
- Nie, Y. (Marco). (2017). How can the taxi industry survive the tide of ridesourcing? Evidence from Shenzhen, China. *Transportation Research Part C*, 79, 242–256.
- Pelzer, P., Frenken, K., & Boon, W. (2019). Institutional entrepreneurship in the platform economy: How Uber tried (and failed) to change the Dutch taxi law. *Environmental Innovation and Societal Transitions*, 33, 1–12. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.eist.2019.02.003>
- Posen, H. A. (2015). Ridesharing in the sharing economy: Should regulators impose Uber regulations on uber? *Iowa Law Review*, 101(1), 405–433.
- Rayle, L., Dai, D., Chan, N., Cervero, R., & Shaheen, S. (2016). Just a better taxi? A survey-based comparison of taxis, transit, and ridesourcing services in San Francisco. *Transport Policy*, 45, 168–178.
- Reich, D. (2019). Partnering with Transit Agencies: Integrating Public Transportation into the Uber App | Uber Newsroom. Retrieved August 13, 2020, from
-

<https://www.uber.com/newsroom/publictransit/>

- Sarriera, J. M., Álvarez, G. E., Blynn, K., Alesbury, A., Scully, T., & Zhao, J. (2017). To Share or Not to Share. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2605(1), 109–117. <https://doi.org/10.3141/2605-11>
- Saxena, N., Hossein Rashidi, T., & Auld, J. (2019). Studying the tastes effecting mode choice behavior of travelers under transit service disruptions. *Travel Behaviour and Society*, 17(January), 86–95. <https://doi.org/10.1016/j.tbs.2019.07.004>
- Schwieterman, J., & Smith, C. S. (2018). Sharing the ride: A paired-trip analysis of UberPool and Chicago Transit Authority services in Chicago, Illinois. *Research in Transportation Economics*, 71, 9–16.
- Shaheen, S., & Chan, N. (2016). Mobility and the Sharing Economy: Potential to Overcome First- and Last-Mile Public Transit Connections. *UC Berkeley: Transportation Sustainability Research Center*, 573–588. <https://doi.org/10.7922/G2862DN3>
- Shaheen, S., & Cohen, A. (2019). Shared ride services in North America: definitions, impacts, and the future of pooling. *Transport Reviews*, 39(4), 427–442.
- Shokoohyar, S., Sobhani, A., & Sobhani, A. (2020). Impacts of trip characteristics and weather condition on ride-sourcing network: Evidence from Uber and Lyft. *Research in Transportation Economics*, 100820. <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2020.100820>
- Standing, C., Standing, S., & Biermann, S. (2019). The implications of the sharing economy for transport. *Transport Reviews*, 39(2), 226–242. <https://doi.org/10.1080/01441647.2018.1450307>
- Stiglic, M., Agatz, N., Savelsbergh, M., & Gradisar, M. (2018). Enhancing urban mobility: Integrating ride-sharing and public transit. *Computers and Operations Research*, 90, 12–21.
- Tang, B.-J., Li, X.-Y., Yu, B., & Wei, Y.-M. (2019). How app-based ride-hailing services influence travel behavior: An empirical study from China. *International Journal of Sustainable Transportation*, 3, 1–15. <https://doi.org/10.1080/15568318.2019.1584932>
- Tarabay, R., & Abou-Zeid, M. (2019). Modeling the choice to switch from traditional modes to ridesourcing services for social/recreational trips in Lebanon. *Transportation*, 1–31. Retrieved from [https://link.springer-com.aurarialibrary.idm.oclc.org/article/10.1007%2Fs11116-019-09973-x](https://link.springer.com.aurarialibrary.idm.oclc.org/article/10.1007%2Fs11116-019-09973-x)
- Thelen, K. (2018). Regulating uber: The politics of the platform economy in Europe and the United States. *Perspectives on Politics*, 16(4), 938–953. Retrieved from <https://doi.org/10.1017/S1537592718001081>
- Tirachini, A. (2019). Ride-hailing, travel behaviour and sustainable mobility: an international review. *Transportation*. <https://doi.org/10.1007/s11116-019-10070-2>
- Tirachini, A., & del Río, M. (2019). Ride-hailing in Santiago de Chile: Users' characterisation and effects on travel behaviour. *Transport Policy*, 82, 46–57.
- Tirachini, A., & Gomez-Lobo, A. (2020). Does ride-hailing increase or decrease vehicle kilometers traveled (VKT)? A simulation approach for Santiago de Chile. *International Journal of Sustainable Transportation*, 14(3), 187–204.

-
- Vivoda, J. M., Harmon, A. C., Babulal, G. M., & Zikmund-Fisher, B. J. (2018). E-hail (rideshare) knowledge, use, reliance, and future expectations among older adults. *Transportation Research Part F*, 55, 426–434.
- Walker, J., & Ben-Akiva, M. (2002). Generalized random utility model. *Mathematical Social Sciences*, 43(3), 303–343. [https://doi.org/10.1016/S0165-4896\(02\)00023-9](https://doi.org/10.1016/S0165-4896(02)00023-9)
- Wang, M., & Mu, L. (2018). Spatial disparities of Uber accessibility: An exploratory analysis in Atlanta, USA. *Computers, Environment and Urban Systems*, 67, 169–175.
- Wang, Z., Chen, X., & Chen, X. (Michael). (2019). Ridesplitting is shaping young people's travel behavior: Evidence from comparative survey via ride-sourcing platform. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 75, 57–71. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2019.08.017>
- Ward, J. W., Michalek, J. J., Azevedo, I. L., Samaras, C., & Ferreira, P. (2019). Effects of on-demand ridesourcing on vehicle ownership, fuel consumption, vehicle miles traveled, and emissions per capita in U.S. States. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 108, 289–301. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2019.07.026>
- Wenzel, T., Rames, C., Kontou, E., & Henao, A. (2019). Travel and energy implications of ridesourcing service in Austin, Texas. *Transportation Research Part D*, 70, 18–34.
- Yan, X., Levine, J., & Zhao, X. (2019). Integrating ridesourcing services with public transit: An evaluation of traveler responses combining revealed and stated preference data. *Transportation Research Part C*, 105, 683–696.
- Young, M., Allen, J., & Farber, S. (2020). Measuring when Uber behaves as a substitute or supplement to transit: An examination of travel-time differences in Toronto. *Journal of Transport Geography*, 82(June 2019), 102629. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2019.102629>
- Young, M., & Farber, S. (2019). The who, why, and when of Uber and other ride-hailing trips: An examination of a large sample household travel survey. *Transportation Research Part A*, 119, 383–392.
- Yu, B., Ma, Y., Xue, M., Tang, B., Wang, B., Yan, J., & Wei, Y.-M. (2017). Environmental benefits from ridesharing: A case of Beijing. *Applied Energy*, 191, 141–152. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.01.052>
- Yu, H., & Peng, Z.-R. (2020). The impacts of built environment on ridesourcing demand: A neighbourhood level analysis in Austin, Texas. *Urban Studies*, 57(1), 152–175. <https://doi.org/10.1177/0042098019828180>
- Zha, L., Yin, Y., & Du, Y. (2018). Surge pricing and labor supply in the ride-sourcing market. *Transportation Research Part B*, 117, 708–722.
- Zhang, C. (2019). China's new regulatory regime tailored for the sharing economy: The case of Uber under Chinese local government regulation in comparison to the EU, US, and the UK. *Computer Law and Security Review*, 35(4), 462–475. Retrieved from <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2019.03.004>
- Zhang, Y., & Zhang, Y. (2018). Exploring the Relationship between Ridesharing and Public Transit Use in the United States. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 15(8), 1–23.
-

CAPÍTULO 5: CONCLUSIONES

El objetivo fundamental de esta tesis es analizar la sensibilidad del valor subjetivo del tiempo (VST) ante metodologías y contextos heterogéneos. Para ello se presentan tres investigaciones, que emplean diferentes bases de datos originales para cada uno de ellos, junto con diversos modelos econométricos. El objetivo primario es ampliado en cada una de las investigaciones, mediante la incorporación de varios objetivos secundarios, con el fin de enriquecer el análisis. A continuación, se presentan las principales conclusiones para cada una de las investigaciones.

En la primera investigación, el objetivo es analizar cuál es la sensibilidad del VST ante la especificación microeconómica, es decir, el modelo de tasa de gasto, de tasa salarial o el de ingreso. Asimismo, también se analiza la sensibilidad del VST ante la especificación econométrica, empleando el logit jerárquico y el logit multinomial.

Los resultados muestran que los mejores modelos son los logit jerárquico, en cualquiera de las tres opciones de incorporación del coste a la función de utilidad. Esta selección se realiza en función de las pruebas estadísticas y el valor de las log-verosimilitudes, en donde los modelos logit jerárquico alcanzan los mejores valores. Los modelos seleccionados cuentan con las variables tiempo de viaje, coste (en las tres versiones utilizadas) y la posesión de dos o más automóviles para los modos coche-conductor y coche-acompañante. En cuanto a las variables de la función de utilidad, el tiempo de viaje y el coste -en los tres modelos considerados- siempre mantienen su significatividad al 95% para los logit multinomial, pero en los logit jerárquico el coste disminuye su significatividad. Además, la variable asociada al número de coches siempre se muestra significativa y además presenta una importancia alta si atendemos al valor de su coeficiente. Con respecto al VST, su valor es de 5,46 €/hora en los logit multinomial y 5,43 €/hora en los logit jerárquico. Es decir, se obtienen menores VST para los logit jerárquico. Además, el hecho de que entre los distintos logit multinomial y logit jerárquico no exista variación en el VST, si se atiende a las distintas formas de introducir el coste, muestra que el comportamiento de los individuos es muy homogéneo. Esto se reafirma con el hecho de que ninguna de las interacciones que se introdujo en las funciones de utilidad resulta significativa.

En definitiva, no existen diferencias en el VST, si atendemos a los distintos modelos microeconómicos y sus distintas formas de considerar el coste en las funciones de utilidad. Si bien sí que aparecen al comparar los modelos logit multinomial y logit jerárquico, ya que en estos últimos se obtienen unos VST inferiores.

En la segunda investigación, el objetivo es determinar el impacto que tiene la incorporación de las variables latentes en los modelos de elección discreta, sobre el VST, las elasticidades, y el análisis de políticas de movilidad sostenible. Para ello se identifican las variables latentes relevantes en la elección modal en la ciudad de Santander — Seguridad y Comodidad-Confiabilidad-Accesibilidad—, y se estiman modelos logit multinomial y logit mixto, con y sin variables latentes.

Los resultados muestran que los modelos de elección híbridos tienen un fuerte impacto. En primer lugar, los modelos de elección híbridos entregan mejores resultados en términos de ajuste del modelo. De este modo, la inclusión de variables latentes incrementa la capacidad explicativa de los modelos de elección. En segundo lugar, los modelos de elección híbridos entregan valores menores para el VST de viaje en coche y valores mayores para el VST de viaje y el VST de espera del bus. En tercer lugar, los valores más altos para todas las elasticidades son obtenidos en el modelo logit mixto con variables latentes, excepto en el caso de la elasticidad directa para el tiempo de viaje en coche. Este resultado indica que la inclusión de variables latentes y el uso del logit mixto tiende a aumentar los cálculos sobre la sensibilidad de los usuarios, así que los resultados de estos modelos deben ser tomados con cautela. Asimismo, los modelos de elección híbridos aumentan los valores para la elasticidad del tiempo de viaje en bus, mientras disminuyen los correspondientes para el coche. En cuarto lugar, los modelos de elección híbridos amplifican el impacto de las políticas de movilidad urbana sostenible, sobre las cuotas de mercado de cada modo de transporte, y sobrevaloran las reacciones en el comportamiento de viaje de los individuos. Es decir, los modelos de elección híbridos sobrevaloran el efecto de las políticas de movilidad sostenible sobre el cambio modal. Asimismo, las políticas de fomento del uso del transporte público son más efectivas que las políticas de penalización del transporte privado, si el objetivo que se persigue es un incremento de la cuota de mercado del bus.

En definitiva, los modelos de elección híbridos son modelos que garantizan mejores resultados cuando el objetivo es evaluar. Por el contrario, cuando el objetivo es predecir, los resultados deben valorarse con prudencia. Finalmente, el modelador debe decidir qué modelo es mejor, y no fijar los modelos de elección híbridos como la mejor solución a priori.

En la tercera investigación, el objetivo es modelizar la elección modal del *ridesourcing* para distintas clases de usuarios de UberX, con el fin de entender por qué y quién elige este tipo de servicio. Para ello se caracterizó a los usuarios, se estimó un modelo de elección de clases latentes, y se simularon varios escenarios de tarificación de los servicios de UberX, empleando datos de preferencias reveladas de usuarios de UberX.

La mayoría de los usuarios de UberX fueron jóvenes de 20-35 años con estudios universitarios. Además, eran básicamente individuos cautivos de modos de transporte públicos o blandos, o individuos que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir. Los principales motivos para elegir UberX fueron la rapidez, la seguridad y la flexibilidad. El propósito del viaje dominante fue regresar a sus casas. Asimismo, el 80% de la cuota modal de UberX fue capturada del transporte público (micro y taxi colectivo), siendo marginal la sustitución del vehículo privado, y del taxi convencional. Es decir, el *ridesourcing* aumentó el tráfico motorizado y la congestión.

Los resultados del modelo de elección de clases latentes mostraron la existencia de dos clases latentes de usuarios. Las características socioeconómicas de ambas clases latentes fueron distintas. Igualmente, sus VST fueron distintos, aunque en ambas clases latentes fueron superiores a sus respectivas tasas salariales promedio, especialmente en la clase latente 2. Además, los elevados VST mostraron que los individuos podrían estar considerando que no sólo pagan por el viaje, sino también por la seguridad que conlleva el uso de UberX. Del mismo modo, los elevados VST mostraron que los individuos primaban la rapidez. Asimismo, la clase latente 2 agrupó a los individuos mejor educados y con mayor renta, así como a los que, a pesar de poder optar por el vehículo privado, preferían no conducir. Por otro lado, los resultados de la simulación de escenarios de tarificación mostraron que el incremento del coste de UberX conllevó la sustitución mayoritaria de este modo por el taxi colectivo. La micro y el vehículo privado no fueron modos de transporte alternativos atractivos para los usuarios de UberX.

En definitiva, se constató la existencia de distintos segmentos de usuarios en los mercados de *ridesourcing*, diferenciados fundamentalmente por el nivel educativo y la renta. Además, se comprobó que diferentes clases de usuarios poseen diferentes comportamientos ante la elección del *ridesourcing*. Este hecho se hace especialmente relevante al observar los elevados VST de los usuarios de UberX. Igualmente, se determinó que la segmentación de los mercados de *ridesourcing* es fundamental para poder entender su dinámica de funcionamiento.

ANEXO 1

Figura 17. Características socioeconómicas

1	¿Cuánto tiempo dedicó ayer a las siguientes actividades? (Expreselo en porcentaje sabiendo que 1 hora representa el 4% de un día aprox.)
	Cuidados personales (Dormir, comer, beber, aseo personal, ...)
	Trabajo (De carácter remunerado)
	Estudios (Clases, tareas, particulares, biblioteca, otros estudios, ...)
	Hogar y familia (Cocinar, limpiar, mantenimiento del hogar, planchar, lavar, cuidar animales, compras y recados, cuidado a terceros, ...)
	Vida social y diversión (Diversión, cultura, ocio pasivo, Teléfono, ...)
	Deportes
	Aficiones y juegos
	Medios de comunicación (Lectura, Televisión, video/Aud, radio, música, ...)
	Trabajo voluntario (Asociaciones de cualquier índole)
	Viaje
	Otro. Especifique:
2	¿En qué actividad le gustaría emplear más tiempo, si fuese posible? (Diga sólo una)

3	¿Cuántos miembros hay en su familia? (incluido usted)	4	¿Cuántos miembros de su familia están ocupados? (incluido usted)	5	¿Cuántos tienen carné de conducir? (incluido usted)	6	¿Cuántos coches hay en su familia?	7	¿Cuáles el ingreso mensual de su familia o el suyo en caso de que usted trabaje?
	<input type="text"/>		<input type="text"/>		<input type="text"/>		<input type="text"/>		<input type="checkbox"/> Menos de 600 € <input type="checkbox"/> Entre 600 y 1000 € <input type="checkbox"/> Entre 1000 y 1250 € <input type="checkbox"/> Entre 1250 y 1500 € <input type="checkbox"/> Entre 1500 y 2000 € <input type="checkbox"/> Entre 2000 y 2500 € <input type="checkbox"/> Más de 2500 €

Fuente: Elaboración propia

Figura 18. *Diario de viajes*

FECHA

Día

Mes

SEXO

Hombre

Mujer

EDAD

ESTUDIOS

CURSO

Localidad de residencia habitual

N° orden del viaje	Origen y destino del viaje (Desplazamientos superiores a 300 metros)			Motivo del viaje (Utilizar los números asociados)	Duración del viaje (En minutos)		Modo de transporte utilizado (Si es autobús señale la línea)		Coste del viaje (Si utilizó transporte público)	Transporte alternativo		
	Lugar de origen	Lugar de destino			Hora de salida	Hora de llegada	Modo utilizado	Línea autobús		Modo de transporte	Duración (En minutos)	Coste (Sólo si es público)
	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		1. Casa 2. Estudios 3. Trabajo 4. Asuntos personales 5. Compras 6. Ocio 7. Sanidad 8. Otros	Hora Min 	Hora Min 	1. Andando 2. Coche-conductor 3. Coche-acompañante 4. Autobús 5. Intermodal 6. Moto 7. Bicicleta 8. Tren (FEVE) 9. Tren (RENFE) 10. Otro					
1	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
2	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
3	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
4	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
5	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
6	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						
7	Calle: N°: Localidad:	Calle: N°: Localidad:		De.....a.....	Hora Min 	Hora Min 						

Fuente: Elaboración propia

ANEXO 2

Figura 19. Características socioeconómicas e indicadores de percepción

Caracterización del Usuario

INFORMACIÓN SOBRE LAS PERSONAS DEL HOGAR

1. Nombre de pila o identificación de la persona _____

2. Sexo ☐ Varón ☐ Mujer

3. Edad

4. Parentesco respecto al cabeza de hogar
☐ Él mismo ☐ Otro pariente ☐ Empleado
☐ Cónyuge ☐ Amigo ☐ No existe
☐ Hijo

5. ¿Dispone de carné de conducir?
☐ No ☐ Sí
 Cuál _____

6. Nivel de estudios
☐ No tiene ☐ EGB, ESO ☐ Bachillerato, BUP, COU ☐ Formación profesional ☐ Universitario

7. Nivel de ingresos familiar
☐ ≤ 1.000 €/mes ☐ Entre 1.000 - 2.500 €/mes ☐ Entre 2.500 - 5.000 €/mes ☐ ≥ 5.000 €/mes

8. ¿A qué se dedica actualmente?

Trabajador activo <input type="checkbox"/> Jornada completa <input type="checkbox"/> Jornada parcial <input type="checkbox"/> Ocasional	Estudia <input type="checkbox"/> Colegio <input type="checkbox"/> Instituto <input type="checkbox"/> Universidad <input type="checkbox"/> Otro	Otros <input type="checkbox"/> Labores del hogar <input type="checkbox"/> Pensionista <input type="checkbox"/> Desempleado <input type="checkbox"/> Otro
---	--	--

9. ¿Dispone de coche?
☐ No ☐ Sí

10. ¿Dispone de aparcamiento propio?
☐ No ☐ Sí Cuantos coches caben: _____

11. ¿Dispone de tarjeta de la OLA?
☐ Si ☐ No Estaría dispuesto a adquirirla: _____

Califique entre 1 (poco satisfactorio) y 10 (muy satisfactorio) las siguientes características:

Características	Vehículo privado motorizado	Taxi	Bus	Bicicleta
1.- Adecuación del tipo de transporte a sus necesidades horarias				
2.- Comodidad durante el viaje (asientos, espacio,...)				
3.- Facilidad de acceso al modo de transporte				
4.- Disponibilidad de información				
5.- Fiabilidad del tiempo de espera				
6.- Fiabilidad del tiempo de viaje				
7.- Protección personal en el vehículo en caso de accidente				
8.- Seguridad al viajar				

Fuente: Elaboración propia

Figura 20. Diario de viajes

Encuesta de viajes

1. Nombre de pila o identificador de la persona

2. Día y mes del viaje

INFORMACIÓN SOBRE LOS VIAJES REALIZADOS EN UN DÍA LABORABLE (de lunes a viernes)

Anotar todos aquellos viajes o desplazamientos que hayan superado los 5 minutos.

Guía para rellenar el diario de viajes:

El Sr. Pérez sale de su domicilio en la calle Gral. Dávila a las 9:00 y coge su coche en dirección al trabajo, pero antes debe llevar a su hijo al colegio, y de allí ya se dirige al trabajo. A las 15:00 sale de su trabajo y se dirige a casa a comer, y no realiza más viajes en ese día. En base a este ejemplo, el diario de viajes del Sr. Pérez debería quedar así:

1. Viaje nº1: De C/ Gral. Dávila, 12 al colegio situado en la Avda. de los Castros (colegio "Manuel Llano"). Motivo: De 1 (casa) a 3 (llevar al colegio). Hora de inicio: 9:00. Hora del fin: 9:15. Modo de transporte: 4 (automóvil conduciendo). Modos disponibles: (los que sean). Frecuencia: 1 (diaria)

2. Viaje nº2: Del colegio situado en la Avda/ de los Castros a la calle Marqués de la Hermida, 70 (dirección del trabajo). Motivo: De 3 (llevar al colegio) a 2 (trabajo). Hora de inicio: 9:15. Hora del fin: 9:40. Modo de transporte: 4 (automóvil conduciendo). Modos disponibles: (los que sean). Frecuencia: 1 (diaria)

3. Viaje nº3: De C/ Marqués de la Hermida, 70 (dirección del trabajo) a C/ Gral. Dávila. Motivo: De 2 (trabajo) a 1 (casa). Hora de inicio: 15:00. Hora del fin: 15:20. Modo de transporte: 4 (automóvil conduciendo). Modos disponibles: (los que sean). Frecuencia: 1 (diaria)

Viaje	Lugar de origen (con la mayor exactitud posible)	Lugar de destino (con la mayor exactitud posible)	Motivo del viaje (usted salió "De(nº)" y llegó "A(nº)". El motivo de llegada, "A(nº)", en un viaje será el motivo de salida, "De(nº)", en el siguiente viaje)	De: 1. Casa 2. Trabajo 3. Llevar al colegio/Acompañar a personal 4. Estudios (ir al colegio/universidad) 5. Compras 6. Sanidad (médico/hospital) 7. Ocio, diversión 8. Otros	A: 1. 2. 3. 4. 5. 6. 7. 8.	De 0 a 24 h. (A la hora que salió "De", origen del viaje)	De 0 a 24 h. (A la hora que llegó "A", destino del viaje)	Modo de transporte utilizado	Coste del viaje (si utilizó transporte público)	Modos de transporte disponibles (para realizar ese viaje)	Frecuencia del viaje
1	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
2	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
3	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
4	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
5	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
6	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
7	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a
8	C/	C/	De: 1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a					1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a	1a 2a 3a 4a 5a 6a 7a 8a 9a	1a 2a 3a 4a 5a

Fuente: Elaboración propia

169

Tabla 29. Análisis DAFO de la movilidad en Santander

Fortalezas	Debilidades
<ol style="list-style-type: none"> 1. Fomento de modos de transporte alternativos: <ul style="list-style-type: none"> • Fomento uso vehículo eléctrico (correos, policía local, etc.) • Fomento uso bicicleta (pública y privada) 2. Peatonalizaciones: Zona centro 3. Ubicación estratégica de la estación de tren: Reduce uso de vehículo privado 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Carencia de educación vial en la ciudadanía: No respetan pasos peatonales y carriles bici, vehículos en doble y triple fila, vehículos mal aparcados, etc.) 2. Problemas graves de congestión: Entradas, salidas y centro de la ciudad, colegios, horas punta (mañana, mediodía y tarde), carga/descarga de mercancías 3. Exceso de pasos de peatones y atascos peatonales: Zona centro 4. Carencia de aparcamientos de residentes en el centro 5. Deficiencias en el TUS: Frecuencias y horarios, líneas longitudinales y ausencia de comunicación transversal, servicio insuficiente en el extrarradio, autobuses llenos en verano (no abren las puertas en ciertas paradas) 6. Errores en el fomento de la bicicleta: Trazados sinuosos y peligrosos, itinerarios enfocados a uso turístico o de ocio, falta de puntos de toma y deje 7. Atracción de vehículos al centro: Proliferación de aparcamiento en rotación 8. Ubicación céntrica de la estación de autobuses: Colapso entrando y saliendo del centro (túnel de Pasaje de Peña y Calle Castilla), solapamiento de paradas entre autobuses urbanos e interurbanos
Oportunidades	Amenazas
<ol style="list-style-type: none"> 1. Fomentar educación vial en jóvenes: Formación obligatoria en colegios 2. Desincentivar uso del vehículo privado: Fomento de modos alternativos 3. Mejorar transporte público: Aumento de frecuencias, horarios y transversalidad, información en marquesinas y máquinas dispensadoras 4. Crear aparcamientos disuasorios: Entrada de la ciudad + buses lanzadera 5. Reducir pasos peatonales en el centro: Mejora del tráfico y reducción de accidentes 6. Facilitar uso de la bicicleta pública en desplazamientos habituales: Crear más carriles bici, crear más puntos de toma y deje 7. Descentralizar organismos oficiales: Reduce necesidad de ir al centro 	<ol style="list-style-type: none"> 1. Contaminación atmosférica y acústica por congestión vehicular 2. Círculo vicioso entre transporte público y privado: Uso masivo del vehículo privado perjudica el buen funcionamiento del transporte público 3. Dificultad de nuevas actuaciones por errores en la fase de planificación: Implantación de nuevos carriles bici 4. Envejecimiento de la población: Necesidad de un transporte público con mejor accesibilidad para las personas mayores 5. Deterioro de la calidad de vida de los ciudadanos: Incremento en los tiempos de desplazamiento y en la contaminación acústica y atmosférica) 6. Inseguridad: Riesgos de atropello y accidente de tráfico

Fuente: Elaboración propia

ANEXO 3

Figura 21. Características del viaje y características socioeconómicas

ENCUESTA

FECHA: Día Mes SEX O: Masculino ☐ Femenino ☐ EDAD: SECTOR DE RESIDENCIA:

1 DATOS DEL VIAJE Hora de salida: <input type="text"/> Hr <input type="text"/> Min Lugar de salida: R: _____ Hora de llegada: <input type="text"/> Hr <input type="text"/> Min Lugar de llegada: R: _____ Duración del viaje: <input type="text"/> Min Costo viaje: \$ <input type="text"/>	2 MOTIVO DEL VIAJE (1) Trabajo (6) Compras <input type="text"/> (2) Estudios (7) Trámites <input type="text"/> (3) Salud (8) Recreación (4) Visitar a alguien (9) Otro: Especifique: _____ (5) volver a casa R: _____ 4 ¿QUÉ MEDIO DE TRANSPORTE UTILIZARÍA SI NO HUBIERA UBER PARA ESTE MISMO VIAJE? <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>MEDIO</th> <th>¿CUÁL?</th> <th>¿A QUE COSTO?</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>Transporte público (micro)</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Transporte privado</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Taxi colectivo</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Metro</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Bus Interurbano</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Bicicleta</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Carriñata</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> <tr><td>Otro: Especifique: _____</td><td><input type="text"/></td><td><input type="text"/></td></tr> </tbody> </table>	MEDIO	¿CUÁL?	¿A QUE COSTO?	Transporte público (micro)	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Transporte privado	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Taxi colectivo	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Metro	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Bus Interurbano	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Bicicleta	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Carriñata	<input type="text"/>	<input type="text"/>	Otro: Especifique: _____	<input type="text"/>	<input type="text"/>	3 ¿CADA CUANTO UTILIZA UBER? (1) Casi nunca <input type="text"/> (2) 2 a 3 veces al mes (3) 1 vez a la semana (4) 2 a 4 veces a la semana (5) 5 o más días 5 MOTIVO POR EL QUE ESCOGIÓ UBER (1) Es mas rápido <input type="text"/> (2) Es mas económico (3) Es mas seguro (4) Flexibilidad de horario (5) horas de llegadas exactas (6) Calidad del servicio (7) Otro: Especifique: _____ R: _____
MEDIO	¿CUÁL?	¿A QUE COSTO?																											
Transporte público (micro)	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Transporte privado	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Taxi colectivo	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Metro	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Bus Interurbano	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Bicicleta	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Carriñata	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											
Otro: Especifique: _____	<input type="text"/>	<input type="text"/>																											

6 TAMAÑO FAMILIAR DEL HOGAR: Cantidad de adultos: <input type="text"/> Cantidad de niños: <input type="text"/>	7 CUALES SU RELACIÓN CON EL JEFE DE HOGAR (1) Jefe de hogar (2) Conyuge o pareja (3) Hijo o Hija (4) Otro pariente (5) No familiar (6) Pensionista, arrendatario (7) Trabajador/a de casa particular <input type="text"/>	8 ¿POSEE LICENCIA DE CONDUCIR? Sí: <input type="checkbox"/> No: <input type="checkbox"/> 11 CUENTA CON DISPONIBILIDAD ESTACIONAMIENTO EN: Su lugar de trabajo: Sí: <input type="checkbox"/> No: <input type="checkbox"/> Su hogar: Sí: <input type="checkbox"/> No: <input type="checkbox"/>	9 ¿POSEE TARJETA NACIONAL ESTUDIANTIL? Sí: <input type="checkbox"/> No: <input type="checkbox"/>	10 ¿CUÁNTOS VEHÍCULOS EN USO POSEEN EN SU HOGAR? <input type="text"/>	12 NIVEL DE ESTUDIOS (1) Ninguno (2) Básica completa (3) Media completa (4) Centro de formación técnica (5) Instituto profesional (6) Universitaria <input type="text"/>
---	--	--	--	---	---

13 ¿A QUE SE DEDICA ACTUALMENTE? (1) Trabaja <input type="text"/> (2) Estudia (3) Jubilado/a (4) Dueño/a de casa (5) Desempleado/a (6) Otro: Especifique: _____	14 INGRESO MENSUAL (1) Menor a \$200.000 <input type="text"/> (2) Entre \$200.001 y \$400.000 (3) Entre \$400.001 y \$800.000 (4) Entre \$800.001 y \$1.200.000 (5) Mayor a \$1.200.000 (6) No contesta
---	--

Fuente: Elaboración propia

